

**LAPORAN HASIL PENELITIAN
HIBAH FUNDAMENTAL**



**OPTIMALISASI MODEL *NEURO FUZZY* UNTUK DATA *TIME SERIES*
DENGAN METODE DEKOMPOSISI NILAI SINGULAR**

Oleh:

Dr. Agus Maman Abadi, S.Si., M.Si. (Ketua)

Dr. Dhoriva Urwatul Wutsqa, M.S. (Anggota)

Dibiayai oleh DIPA UNY

Sesuai Dengan Surat Perjanjian Pelaksanaan Penelitian Multitahun:

Hibah Fundamental No: 014/Subkontrak-Multitahun/UN34.21/2012

Tanggal 2 April 2012

**JURUSAN PENDIDIKAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS NEGERI YOGYAKARTA**

2012

HALAMAN PENGESAHAN LAPORAN AKHIR

1. Judul Penelitian : Optimalisasi Model *Neuro Fuzzy* untuk Data *Time Series* dengan Metode Dekomposisi Nilai Singular
2. Ketua Peneliti
 - a. Nama Lengkap : Dr. Agus Maman Abadi, S.Si., M.Si.
 - b. Jenis Kelamin : Laki-laki
 - c. NIP : 19700828 199502 1 001
 - d. Pangkat/Golongan : Pembina/IVa
 - e. Jabatan Fungsional : Lektor Kepala
 - f. Fakultas/Jurusan : MIPA/Pendidikan Matematika
 - g. Perguruan Tinggi : Universitas Negeri Yogyakarta
 - h. Pusat Penelitian : Lemlit UNY
3. Jumlah Tim Peneliti : 2 orang
4. Lokasi Penelitian : FMIPA UNY
5. Kerjasama dengan Institusi Lain
 - a. Nama Instansi : ----
 - b. Alamat : ----
6. Masa Penelitian : 2 tahun (2012 sampai 2013)
7. Biaya yang Diperlukan : Rp 33.500.000,00 (tiga puluh tiga juta lima ratus ribu rupiah)

Mengetahui,
Dekan Fakultas MIPA

Yogyakarta, 10 Oktober 2012
Ketua Peneliti,

Dr. Hartono
NIP.19620329 198702 1 002

Dr. Agus Maman Abadi, S.Si., M.Si.
NIP. 19700828 199502 1 001

Menyetujui,
Ketua Lembaga Penelitian
Universitas Negeri Yogyakarta

Prof. Dr. Anik Ghufroon
NIP. 19621111 198803 1 001

Optimalisasi Model *Neuro Fuzzy* untuk Data *Time Series* dengan Metode Dekomposisi Nilai Singular

Agus Maman Abadi, Dhoriva Urwatul Wutsqa

Jurusan Pendidikan Matematika FMIPA UNY

RINGKASAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan prosedur baru dalam pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series*. Secara khusus dalam penelitian tahun I akan dikembangkan prosedur baru dalam pemodelan *fuzzy* Takagi-Sugeno-Kang order satu untuk data *time series* yang penentuan parameter-parameternya dilakukan dengan metode dekomposisi nilai singular dan *neural network*, sehingga diperoleh metode pembentukan model *neuro fuzzy* untuk data *time series* yang optimal. Pada tahun II akan dikembangkan prosedur pemrograman model *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series*, melakukan simulasi program untuk menentukan validasi program dan mengembangkannya dalam model-model peramalan.

Pada penelitian Tahun I ini telah dikembangkan prosedur untuk mendapatkan model *fuzzy* Takagi-Sugeno-Kang yang optimal untuk data *time series* yaitu dengan mengoptimalkan pencarian nilai parameter pada konsekuen dari aturan *fuzzy* dengan metode dekomposisi nilai singular. Kemudian telah dibentuk suatu prosedur baru pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal yaitu model *fuzzy* yang pengoptimalan parameter-parameternya didasarkan pada *neural network* dengan metode dekomposisi nilai singular. Parameter-parameter pada bagian konsekuen dari aturan *fuzzy* dioptimalkan dengan metode dekomposisi nilai singular dan parameter-parameter pada bagian antecedent dari aturan *fuzzy* dioptimalkan berdasarkan *neural network backpropagation* dengan metode *gradient descent*.

Kata kunci: optimalisasi, *neuro fuzzy*, *time series*, dekomposisi nilai singular

Optimization of *Neuro Fuzzy* Model for *Time Series* Data Using Singular Value Decomposition Method

Agus Maman Abadi, Dhoriva Urwatul Wutsqa

Department of Mathematics Education, Faculty of Mathematics and Sciences

Yogyakarta State University

SUMMARY

The aim of this research is to develop a new procedure of optimal neuro fuzzy model for time series data. The specially goal of the first year research is to develop a new procedure of fuzzy model of first order Takagi-Sugeno-Kang for time series data that determining of parameters is done by singular value decomposition method and neural network so that the resulted neuro fuzzy model is optimal. The goals of the second year research are (1) to develop a programming procedure of optimal neuro fuzzy model for time series data, (2) to simulate the program to determine model validation, (3) to develop the program for modeling in economics.

In the first year research, we developed a new procedure to optimize the fuzzy model of the first order Takagi-Sugeno-Kang for time series data using optimization of parameters of consequent of fuzzy rule using singular value decomposition. Then, we constructed a new procedure to optimize neuro fuzzy model by using optimization of parameters based on neural network and singular value decomposition method. The parameters of part of consequent of fuzzy rule are optimized by singular value decomposition method. The parameters of part of antecedent of fuzzy rule are optimized by backpropagation neural network based on gradient descent method.

Keywords: optimization, neuro fuzzy, time series, singular value decomposition.

PRAKATA

Syukur Alhamdulillah kami panjatkan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya atas selesainya penyusunan laporan penelitian Hibah Fundamental tahun pertama yang berjudul ” Optimalisasi Model *Neuro Fuzzy* untuk Data *Time Series* dengan Metode Dekomposisi Nilai Singular”. Laporan penelitian ini disusun untuk mempertanggungjawabkan secara tertulis dari kegiatan penelitian yang didanai oleh Ditlitabmas Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan melalui anggaran DIPA BLU Universitas Negeri Yogyakarta.

Selanjutnya peneliti menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada yang terhormat:

1. Direktur Jenderal Pendidikan Tinggi, Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan.
2. Rektor Universitas Negeri Yogyakarta.
3. Ketua Lembaga Penelitian Universitas Negeri Yogyakarta.
4. Dekan FMIPA Universitas Negeri Yogyakarta.
5. Rekan-rekan dosen Jurusan Pendidikan Matematika FMIPA UNY.
6. Ketua Laboratorium Matematika UNY.
7. Semua pihak yang terlibat dalam proses penelitian ini.

Peneliti menyadari bahwa laporan ini masih terdapat kekurangan, oleh karena itu peneliti sangat mengharapkan sumbang saran yang konstruktif dari semua pihak.

Yogyakarta, 10 Oktober 2012

Tim Peneliti

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN PENGESAHAN	i
A. LAPORAN HASIL PENELITIAN	
RINGKASAN	ii
SUMMARY	iii
PRAKATA	iv
DAFTAR ISI	v
DAFTAR GAMBAR	vi
DAFTAR LAMPIRAN	vii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	2
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	3
2.1 Model Fuzzy	3
2.2 Model <i>Neural Network</i>	5
2.3 Model <i>neuro fuzzy</i>	8
2.4 Dekomposisi nilai singular	10
2.5 Penelitian Terdahulu	13
BAB III TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN	17
3.1 Tujuan Penelitian	17
3.2 Manfaat Penelitian	17
BAB IV METODE PENELITIAN	18
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN	19
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN	23
DAFTAR PUSTAKA	24
LAMPIRAN	29
B. DRAF ARTIKEL ILMIAH	
C. SINOPSIS PENELITIAN LANJUTAN (TAHUN KEDUA)	

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 1. Pembentukan sistem <i>fuzzy</i> (Wang, 1997	5
Gambar 2. Arsitektur FFNN dengan satu lapis tersembunyi, p unit input, q unit di lapis tersembunyi, dan satu unit output.	7
Gambar 3. Arsitektur Jaringan FMN Tipe II (Lin, 1996)	9
Gambar 4. Bagan penelitian yang dilakukan	18
Gambar 5. Arsitektur jaringan ANFIS untuk dua input-satu output (Lin, 1996)	21

DAFTAR LAMPIRAN

1. Paper seminar internasional di Nigde University, Turki, 9-11 Juli 2012
2. Paper seminar nasional KNM di Unpad 3-6 Juli 2012
3. Paper (4 paper mahasiswa) seminar nasional MIPA di UNY 2 Juni 2012
4. Personalia tenaga peneliti
5. Berita acara seminar proposal penelitian Hibah Fundamental
6. Berita acara seminar hasil penelitian Hibah Fundamental
7. Kontrak penelitian

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Tingkat inflasi dan Bank Indonesia *rate* merupakan indikator kestabilan perekonomian di Indonesia. Untuk mencapai target inflasi yang diinginkan pemerintah, maka perlu dilakukan pengendalian faktor-faktor yang dapat mempengaruhi inflasi diantaranya adalah Bank Indonesia *rate* dan nilai tukar rupiah. Pengendalian inflasi dan penentuan Bank Indonesia *rate* harus dilakukan secara tepat. Hal ini dapat dilakukan jika dapat diperoleh suatu model perkiraan tingkat inflasi dan Bank Indonesia *rate*.

Beberapa cara pemodelan tingkat inflasi dan Bank Indonesia *rate* antara lain dengan menggunakan ARIMA, ECM, VAR (*Vector Autoregressive*), ARCH (*autoregressive conditional heteroskedastic*), *generalized* ARCH (GARCH) dan VARMA (*Vector Autoregressive Moving Average*). Model-model ini memerlukan asumsi yang cukup ketat, seperti stasioneritas dan normalitas dan didasarkan pada data empirik.

Pada pemodelan *fuzzy* asumsi-asumsi tersebut tidak diperlukan. Kelebihan dari pemodelan *fuzzy* adalah mampu memodelkan data-data yang didasarkan pada gabungan dari data empirik dan pengetahuan ahli dalam bentuk logika *fuzzy*. Proses transparansi dalam pemodelan ini dapat dilihat dari logika-logika *fuzzy* yang digunakan dalam pemodelan. Dewasa ini telah berkembang suatu pendekatan yang lebih fleksibel untuk memodelkan hubungan linear maupun nonlinear yang dikenal dengan model *neural network* (NN). Model NN merupakan alternatif yang banyak menarik perhatian, karena beberapa alasan seperti NN tidak memerlukan asumsi-asumsi pada data yang seringkali sulit dipenuhi. Kelemahan model NN adalah prosesnya tidak transparan dalam suatu *black box*.

Untuk mengatasi kelemahan model-model konvensional dan model NN, telah dikembangkan suatu pemodelan *neuro fuzzy* yaitu gabungan antara pemodelan *fuzzy* dan NN. Model *neuro fuzzy* telah diterapkan di banyak bidang seperti pada model kebangkrutan bank di Turki oleh Yildiz dan Akkoc (2010), prediksi nilai kredit oleh Odeh et al (2010), prediksi nilai tukar oleh Marwan dan Alakhras (2005), prediksi Bucharest *stock exchange* oleh Trifan (2011) dan prediksi krisis ekonomi di USA oleh Giovanis (2010). Penggunaan *neuro fuzzy* di bidang teknik antara lain untuk sistem monitoring (Samhour et al, 2009), untuk desain bumper jalan (Oke et al, 2007). Di

bidang kesehatan, *neuro fuzzy* digunakan untuk diagnosis leukemia oleh Obi dan Imianvan (2011), untuk diagnosis diabetes oleh Ubeyli (2010). Selanjutnya Rahman et al menggunakan model *neuro fuzzy* untuk deteksi kesalahan pada masalah keselamatan lingkungan. Kemudian Perakakis et al (2005) mengaplikasikan model *neuro fuzzy* untuk menghitung indeks internasionalitas jurnal.

Inti pada pemodelan *neuro fuzzy* adalah bagaimana membentuk aturan *fuzzy* yaitu penentuan aturan *fuzzy* IF-THEN yang menghasilkan model yang akurat. Pada pembentukan aturan *fuzzy* IF-THEN, parameter-parameter pada bagian antecedent dan konsekuen harus ditentukan sedemikian sehingga mendapatkan model yang akurat. Pada pemodelan *neuro fuzzy* yang telah dilakukan oleh para peneliti, penentuan parameter-parameter pada antecedent dilakukan dengan NN yaitu dengan pembelajaran mundur (backpropagation), penentuan parameter-parameter konsekuen dengan menggunakan metode Kalman filter atau Recursively Least Square Estimator (RLSE) dan Ortogonal Least Square (OLS). Banyaknya aturan *fuzzy* ditentukan terlebih dahulu oleh peneliti yaitu berdasarkan pendapat ahli atau *clustering* data. Penentuan parameter konsekuen dengan metode tersebut didasarkan pada meminimalkan kesalahan dari setiap data training sedemikian sehingga model mencapai optimal lokal. Pembentukan aturan *fuzzy* dengan *clustering* mempunyai kelemahan yaitu banyaknya cluster ditentukan oleh peneliti dan semakin sedikit cluster semakin besar kesalahan untuk prediksi. Di lain pihak semakin banyak cluster, semakin kompleks modelnya. Metode dekomposisi nilai singular dapat digunakan untuk menyelesaikan sistem persamaan linear yang didasarkan pada nilai-nilai singular matriks tersebut. Untuk mendapatkan parameter-parameter konsekuen yang mencapai optimal global, maka pembentukan model *neuro fuzzy* akan dilakukan dengan metode dekomposisi nilai singular.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian tersebut diperoleh permasalahan sebagai berikut:

1. Bagaimana menentukan prosedur pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series* dengan metode dekomposisi nilai singular.
2. Bagaimana menentukan prosedur pemrograman model *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series* yang dapat digunakan dalam model-model peramalan.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.2 Model Fuzzy

Keistimewaan dari model *neuro fuzzy* adalah mampu memformulakan pemikiran dan persepsi manusia seperti pada pengambilan keputusan yang faktor manusia mempunyai pengaruh yang besar. Dengan kata lain model *neuro fuzzy* mampu memformulakan suatu permasalahan yang hanya didasarkan pada pengetahuan para ahli di bidangnya atau yang didasarkan pada data empirik.

Sistem *fuzzy* adalah suatu sistem dengan inputnya adalah n-tupel bilangan real dan outputnya adalah bilangan real yang dibentuk dengan menggunakan fuzzifikasi, basis aturan *fuzzy*, mesin inferensi *fuzzy* dan defuzzifikasi. Suatu basis aturan *fuzzy* terdiri dari himpunan aturan **jika-maka fuzzy** yang berbentuk:

Jika x_1 adalah A_1^l dan x_2 adalah A_2^l dandan x_n adalah A_n^l , maka y adalah B^l (2.1)

dengan A_i^l, B^l berturut-turut adalah himpunan *fuzzy* di $U_i \subset \mathbf{R}$ dan $V \subset \mathbf{R}$, (x_1, x_2, \dots, x_n) dan y adalah variabel input output dari sistem *fuzzy* tersebut, $l = 1, 2, \dots, M$ yaitu banyaknya aturan dalam basis aturan *fuzzy*.

Fuzzifikasi adalah suatu pemetaan yang memetakan titik $x^* \in U \subset R^n$ ke suatu himpunan samar A di U . Ada tiga tipe fuzzifikasi yaitu singleton, Gaussian dan segitiga. Sedangkan defuzzifikasi adalah suatu pemetaan dari himpunan samar B di $V \subset R$ ke suatu titik bernilai real $y \in V$. Ada tiga tipe defuzzifikasi yaitu *center of gravity*, *center overage* dan maksimum. Kemudian dengan menggunakan logika *fuzzy*, mesin inferensi *fuzzy* mengkombinasikan aturan **jika – maka fuzzy** dengan suatu pemetaan dari himpunan A di U ke suatu himpunan samar B di V . Beberapa bentuk dari mesin inferensi *fuzzy* yang biasa digunakan dalam sistem *fuzzy* adalah mesin inferensi pergandaan, minimum, Lukasiewics, Sadeh, Dienes-Rescher. Mengingat jenis-jenis fuzzifikasi, defuzzifikasi dan mesin inferensi *fuzzy* tersebut, maka ada 45 tipe sistem *fuzzy* yang merupakan kombinasi dari jenis-jenis tersebut.

Sistem *fuzzy* yang dibentuk dengan menggunakan jenis fuzzifikasi singleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifikasi rata-rata pusat mempunyai keunggulan dalam hal perhitungannya yang sederhana. Misalkan $\mu_{A_i^l}$ dan μ_{B^l} adalah fungsi keanggotaan Gaussian, yaitu

$$\mu_{A_i^l}(x_i) = a_i^l \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right) \quad (2.2)$$

$$\text{dan } \mu_{B^l}(y) = \exp\left(-\frac{(y - \bar{y}^l)^2}{\sigma_l^2}\right) \quad (2.3)$$

dengan $a_i^l \in (0, 1]$, $\sigma_i^l \in (0, \infty)$, $\bar{x}_i^l, \bar{y}^l \in \mathbb{R}$, maka sistem fuzzy yang dibentuk dengan menggunakan jenis fuzzifikasi singleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifikasi rata-rata pusat adalah

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}^l \left(\prod_{i=1}^n a_i^l \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right) \right)}{\sum_{l=1}^M \left(\prod_{i=1}^n a_i^l \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right) \right)} \quad (2.4)$$

(Wang, 1997). Sistem fuzzy pada persamaan (2.4) adalah suatu pemetaan tak linear yang memetakan $x \in U \subset \mathbb{R}^n$ ke $f(x) \in V \subset \mathbb{R}$.

Teorema 2.1 Teorema Stone-Weierstrass (Hewitt dan Stromberg, 1969)

Misalkan Z adalah himpunan fungsi kontinu real pada himpunan kompak U , jika

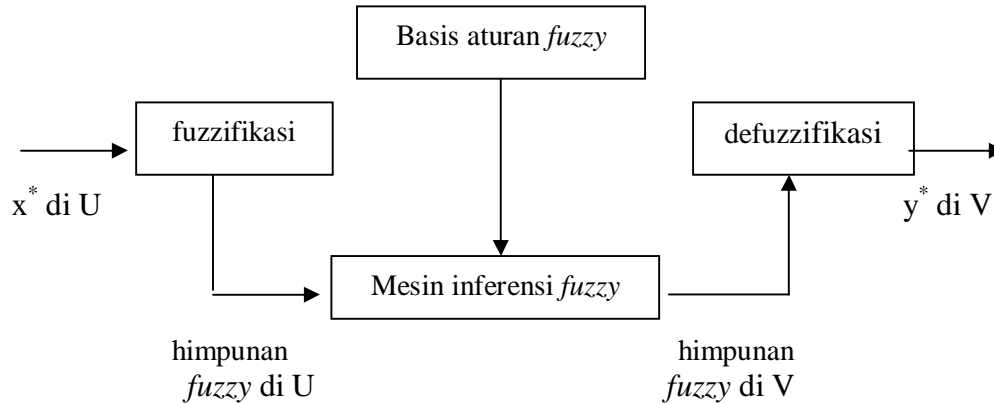
1. Z adalah aljabar yaitu Z tertutup terhadap penjumlahan, perkalian dan perkalian skalar,
2. Untuk setiap x, y di U , $x \neq y$ ada $f \in Z$ sedemikian sehingga $f(x) \neq f(y)$,
3. Untuk setiap x di U , ada $f \in Z$ sedemikian sehingga $f(x) \neq 0$,

maka untuk setiap fungsi kontinu real $g(x)$ pada U dan untuk setiap $\varepsilon > 0$, ada $f \in Z$ sedemikian sehingga $\sup_{x \in U} |f(x) - g(x)| < \varepsilon$.

Berikut ini diberikan hubungan antara sistem fuzzy dengan fungsi kontinu pada himpunan kompak.

Teorema 2.2 (Wang, 1997) Misalkan himpunan input U adalah himpunan kompak di \mathbb{R}^n , maka untuk setiap fungsi kontinu real $g(x)$ pada U dan untuk setiap $\varepsilon > 0$, ada

sistem fuzzy $f(x)$ yang berbentuk persamaan (2.4) sedemikian sehingga

$$\sup_{x \in U} |f(x) - g(x)| < \varepsilon.$$


Gambar 1. Pembentukan sistem fuzzy (Wang, 1997)

2.2 Model Neural Network

Neural network adalah suatu model non linear yang telah diaplikasikan dalam berbagai bidang diantaranya *pattern recognition*, *medical diagnostic*, seleksi produk, dan peramalan. Proses komputasi dalam *neural network* dirancang menyerupai sistem kerja *neuron* pada otak manusia yang sangat kompleks.

Neural network terdiri atas elemen-elemen untuk pemrosesan informasi yang disebut dengan *neuron*, unit, sel atau *node*. Setiap *neuron* dihubungkan dengan *neuron* lainnya dengan suatu *connection link*, yang direpresentasikan dengan *weight*/bobot. Metode untuk menentukan nilai *weight* disebut dengan *training*, *learning*, atau algoritma. Setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi pada net input (jumlah dari input terboboti) untuk menentukan prediksi *output*.

Neuron-neuron dalam *neural network* disusun dalam grup, yang disebut dengan *layer* (lapis) . Susunan *neuron-neuron* dalam lapis dan pola koneksi di dalam dan antar lapis disebut dengan arsitektur jaringan. Arsitektur ini merupakan salah satu karakteristik penting yang membedakan *neural network*.

Secara umum ada tiga lapis yang membentuk *neural network*:

- Lapis input: data diterima oleh *neural network* dalam lapis input. Jumlah *node* atau *neuron* dalam *lapis input* tergantung pada jumlah input dalam model dan setiap input menentukan satu *neuron*.

- Lapis tersembunyi (*hidden layer*): lapis tersembunyi terletak di antara lapis input dan lapis output, yang dapat terdiri atas beberapa lapis tersembunyi.
- Lapis output: setelah melalui proses *training*, *network* merespon input baru untuk menghasilkan output yang merupakan hasil peramalan.

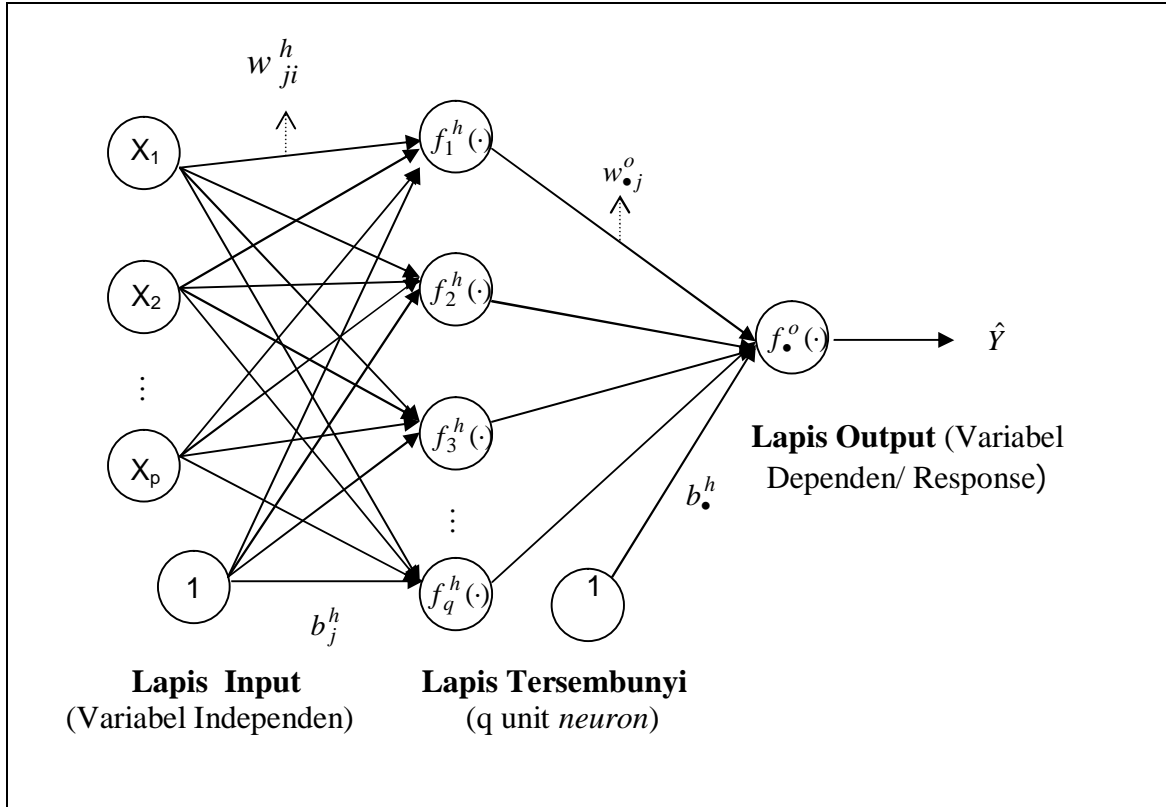
Neural network dengan tiga lapis disebut dengan *multilayer net*, jika hanya terdiri dari lapis input dan lapis output disebut dengan *single layer net*. Tipe NN dibedakan oleh arsitektur, *training*, dan fungsi aktivasi.

2.2.1 Feedforward Neural Network

Feedforward neural network merupakan salah satu model *neural network* yang banyak dipakai dalam berbagai bidang, khususnya pada peramalan data *time series*. Model ini biasa disebut dengan *multilayer perceptrons* (MLP). Arsitektur model ini terdiri atas satu *lapis input*, satu atau lebih lapis tersembunyi, dan *lapis output*. MLP dengan satu lapis tersembunyi

Dalam model ini, perhitungan respon atau output $y(x)$ dilakukan dengan memproses (*propagating*) input x mengalir dari satu lapis maju ke lapis berikutnya secara berurutan. Kompleksitas dari arsitektur FFNN tergantung pada jumlah lapis tersembunyi dan jumlah *neuron* pada masing-masing lapis. FFNN dengan satu lapis tersembunyi merupakan model yang paling sering digunakan, karena ditinjau dari kompleksitas lebih sederhana, tetapi sudah mampu mendekati fungsi kontinyu untuk sembarang derajat akurasi. Hal ini didukung beberapa teorema dari Cybenko (1989), Funahashi (1989), dan Hornik (1989).

Gambar 2 adalah suatu contoh dari bentuk khusus FFNN dengan satu lapis tersembunyi yang terdiri dari q unit *neuron* dan lapis output yang hanya terdiri dari satu unit *neuron*.



Gambar 2. Arsitektur FFNN dengan satu lapis tersembunyi, p unit input, q unit di lapis tersembunyi, dan satu unit output.

b_j^h = bias pada *neuron* ke- j pada lapis tersembunyi, ($j=1,2,\dots,q$)

f_j^h = fungsi aktivasi di *neuron* ke- j pada lapis tersembunyi

$w_{\bullet j}^o$ = bobot dari *neuron* ke- j di lapis tersembunyi yang menuju *neuron* pada lapis output

b_{\bullet}^o = bias pada *neuron* di lapis output.

f_{\bullet}^o = fungsi aktivasi pada *neuron* di lapis output.

Dalam arsitektur ini, nilai-nilai respon atau output $y(x)$ dihitung melalui persamaan:

$$\hat{y}_{(k)} = f_{\bullet}^o \left[\sum_{j=1}^q [w_{\bullet j}^o f_j^h (\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(k)} + b_j^h) + b_{\bullet}^o] \right] \quad (2.5)$$

dengan :

$x_{i(k)}$ = variabel input sebanyak p , ($i=1,2,\dots,p$)

$\hat{y}_{(k)}$ = nilai dugaan dari variabel output

k = indeks pasangan data input-target $(x_{i(k)}, y_{(k)})$, $k=1,2,\dots,n$

w_{ji}^h = bobot dari input ke- i yang menuju *neuron* ke- j pada lapis tersembunyi,

$(j=1,2,\dots,q)$.

2.3 Model *neuro fuzzy*

Model *neuro fuzzy* adalah suatu model *fuzzy* yang dalam penentuan parameter-parameternya dilakukan dengan pembelajaran NN. Algoritma pembelajaran *backpropagation* digunakan untuk menentukan parameter-parameter pada bagian antecedent dari setiap aturan *fuzzy* yang dibangun sedangkan penentuan parameter-parameter pada bagian konsekuen dari setiap aturan *fuzzy* dilakukan dengan perambatan maju.

Horikawa (1992), memperkenalkan metode pemodelan *fuzzy* melalui pembelajaran jaringan syaraf *backpropagation*. Ada 3 tipe *fuzzy modeling networks*, FMN yaitu FMN Tipe I, Tipe II, dan Tipe III. FMN ini akan mengidentifikasi aturan-aturan *fuzzy* dan fungsi keanggotaan secara otomatis dengan cara memodifikasi bobot-bobot jaringan syaraf melalui algoritma pembelajaran *backpropagation*.

2.3.1 FMN Tipe I (konsekuen berupa variabel *fuzzy*)

Pada FMN tipe I, aturan *fuzzy* memiliki konsekuen berupa variabel *fuzzy*. Bentuk aturan *fuzzy* untuk FMN tipe I dengan m input adalah (Lin, 1996).:

$$R_k : (IF\ x_1\ is\ A_{i1}\ AND\ x_2\ is\ A_{i2}, \dots, AND\ x_m\ is\ A_{im}, THEN\ y\ is\ B_k) \text{ is } \tau_{R_k}$$

Dan output dari model FMN ini adalah

$$y^* = \frac{\sum_{k=1}^n \mu'_k \mu_{B_k}^{-1}(\mu'_k)}{\sum_{k=1}^n \mu'_k} \quad (2.6)$$

dengan: $k = 1, 2, \dots, n$ (banyaknya aturan) dan $\mu'_k = \sum_{i=1}^m \hat{\mu}_i \tau_{R_k^i}$, R_k^k adalah aturan *fuzzy* ke- k , A_{i1}, \dots, A_{im} adalah himpunan *fuzzy* pada bagian *IF* (anteseden), B_k adalah himpunan *fuzzy* pada konsekuen dari aturan *fuzzy* ke- k , $\tau_{R_k^i}$ adalah nilai kebenaran linguistic dari aturan R_k^k dalam bentuk konstanta yang terletak pada interval $[0,1]$, μ'_k

adalah nilai kebenaran pada konsekuen, dan $\mu_{Bk}^{-1}(\cdot)$ adalah fungsi invers dari fungsi keanggotaan pada konsekuen $\mu_{Bk}(y)$.

2.3.2 FMN Tipe II (konsekuen berupa suatu nilai tunggal)

Pada FMN tipe II, setiap aturan *fuzzy* memiliki konsekuen berupa suatu nilai tunggal (konstanta). Misalkan ada m input, maka bentuk aturan *fuzzy* untuk FMN tipe II adalah (Lin, 1996):

$$R^i: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ AND } x_2 \text{ is } A_{i2}, \dots, \text{ AND } x_m \text{ is } A_{im}, \text{ THEN } y \text{ is } f_i$$

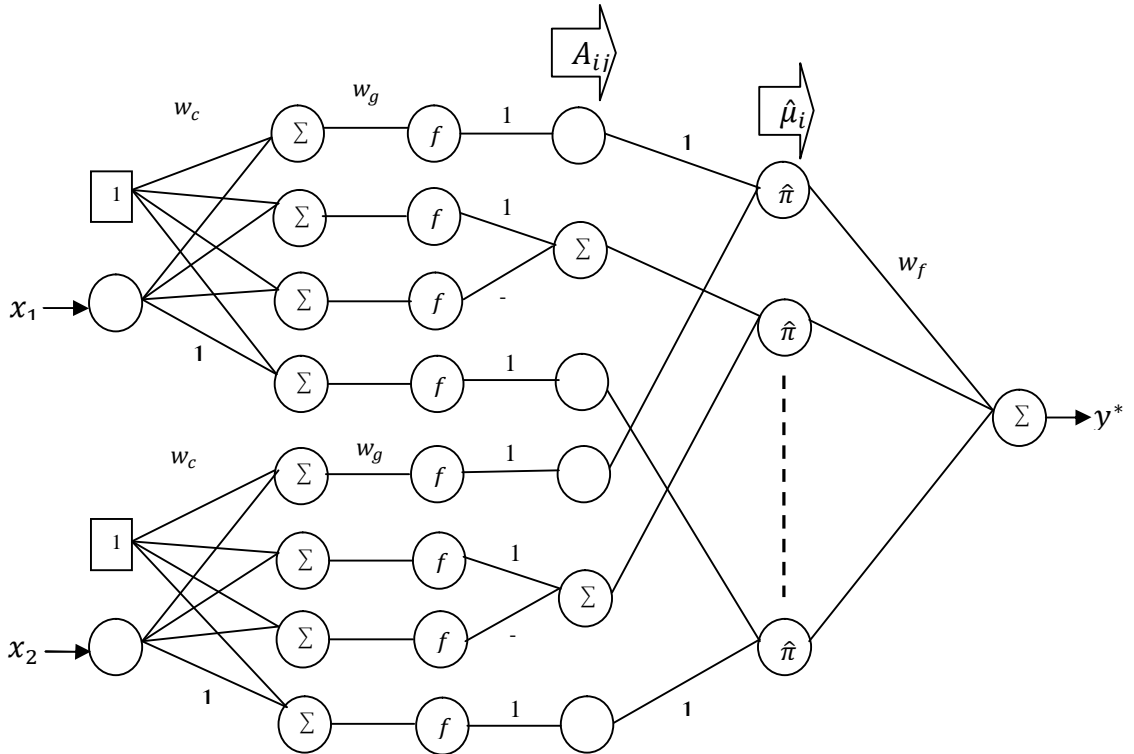
Dengan output jaringannya adalah

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i f_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} = \sum_{i=1}^n \hat{\mu}_i f_i \quad (2.7)$$

dengan:

$i = 1, 2, \dots, n$, A_{i1}, \dots, A_{im} adalah himpunan *fuzzy* pada bagian *IF* (anteseden), f_i adalah konstanta, n adalah jumlah aturan *fuzzy*, dan y^* adalah output jaringan.

Arsitektur Jaringan FMN Tipe II untuk dua input dan satu output dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur Jaringan FMN Tipe II (Lin, 1996)

2.3.3 FMN Tipe III (konsekuen berupa persamaan linear orde pertama)

Pada FMN tipe III, aturan *fuzzy* memiliki konsekuen berupa persamaan linear orde pertama. Bentuk aturan *fuzzy* untuk FMN tipe III dengan m input adalah (Lin, 1996):

$R^i = IF x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ AND } x_2 \text{ is } A_{i2}, \dots, \text{ AND } x_m \text{ is } A_{im}, \text{ THEN } y = f_i(x_1, x_2, \dots, x_m)$
dengan: $i = 1, 2, \dots, n$ dan output jaringannya adalah

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i f_i(x_1, x_2, \dots, x_m)}{\sum_{i=1}^n \mu_i} = \sum_{i=1}^n \hat{\mu}_i f_i(x_1, x_2, \dots, x_m) \quad (2.8)$$

Dengan $f_i(x_1, x_2, \dots, x_m) = a_{i0} + a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{im}x_m$

dan a_{ij} adalah suatu konstanta untuk $j = 1, 2, \dots, m$.

2.4 Dekomposisi nilai singular

Di dalam subbab ini akan dibahas tentang faktorisasi *QR* dan dekomposisi nilai singular suatu matriks serta sifat-sifatnya. Beberapa definisi dan sifat-sifat yang mendasari tentang faktorisasi *QR* dan dekomposisi nilai singular akan diberikan dalam subbab ini.

Definisi 2.3 (Scheick, 1997) *Misalkan V adalah ruang vektor kompleks dan \mathbb{C} adalah himpunan bilangan kompleks, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ adalah inner product pada V jika semua sifat berikut ini dipenuhi untuk setiap $x, y, z \in V$ dan $\alpha, \beta \in \mathbb{C}$:*

1. $\langle \alpha x + \beta y, z \rangle = \alpha \langle x, z \rangle + \beta \langle y, z \rangle$
2. $\langle y, x \rangle = \overline{\langle x, y \rangle}$
3. $\langle x, x \rangle \geq 0$
4. $\langle x, x \rangle = 0 \Leftrightarrow x = 0$.

Definisi 2.4 (Scheick, 1997) *Misalkan V adalah ruang vektor kompleks yang dilengkapi dengan inner product dan $x, y \in V$, maka norma vektor x didefinisikan dengan $\|x\|_2 = \sqrt{\langle x, x \rangle}$. Suatu vektor x yang $\|x\|_2 = 1$ disebut vektor unit. Vektor x dan y dikatakan saling ortogonal jika $\langle x, y \rangle = 0$. Himpunan $S = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset V$ dikatakan*

ortonormal jika untuk setiap $x_i, x_j \in S$ dengan $i \neq j$, $\langle x_i, x_j \rangle = 0$ dan $\|x_i\|_2 = 1$ untuk $i = 1, 2, \dots, n$.

Definisi 2.5 (Meyer, 2000) Suatu matriks $U_{n \times n}$ atas bilangan kompleks yang kolom-kolomnya ortonormal disebut matriks unitary. Suatu matriks $P_{n \times n}$ atas bilangan real yang kolom-kolomnya ortonormal disebut matriks ortogonal. Suatu matriks persegi A dikatakan matriks Hermit jika $A^H = A$.

Berdasarkan Definisi 2.5, jika $U_{n \times n}$ suatu matriks unitary, maka $U^H U = I_n$ dan jika $P_{n \times n}$ matriks ortogonal, maka $P^T P = I_n$.

Teorema 2.6 (Horn dan Johnson, 1985) Misalkan A adalah matriks berukuran $m \times n$ atas lapangan bilangan kompleks \mathbb{C} , maka ada matriks Q ukuran $m \times n$ yang kolom-kolomnya ortonormal dan ada matriks segitiga atas R ukuran $n \times n$ atas \mathbb{C} sedemikian sehingga

$$A = QR. \quad (2.9)$$

Berdasarkan Teorema 2.6, jika $\text{rank}(A) = n$, maka dapat disimpulkan bahwa

1. $Q^H Q = I_n$
2. R adalah matriks segitiga atas nonsingular dengan $r_{kk} > 0$.
3. Kolom-kolom dari Q adalah basis ortonormal dari ruang vektor yang dibangun oleh kolom-kolom matriks A
4. Q dan R adalah tunggal.

Teorema 2.7 (Scheick, 1997) Jika matriks A berukuran $m \times n$, maka ada matriks-matriks unitary U dan V berturut-turut berukuran $m \times m$ dan $n \times n$ sedemikian sehingga

$$A = USV^H \quad (2.10)$$

dengan S adalah matriks berukuran $m \times n$ yang entri-entrinya 0 kecuali $s_{ii} = \sigma_i$ $i = 1, 2, \dots, r$ dengan $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$, $r \leq \min\{m, n\}$.

Persamaan (2.10) disebut dekomposisi nilai singular dari matriks A dan bilangan σ_i disebut nilai singular tak nol dari A . Berdasarkan Teorema 2.7, dapat disimpulkan sebagai berikut

1. $A_{m,n} = U_{m,m} \begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} V_{n,n}^H$ dengan $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$.
2. Matriks-matriks $A^H A$ dan AA^H adalah matriks Hermit sehingga kolom-kolom dari U dan V berturut-turut adalah vektoreigen-vektorigen dari AA^H dan $A^H A$.
3. Misalkan U_i dan V_i berturut-turut adalah kolom-kolom dari U dan V . Kemudian σ_i^2 , $i = 1, 2, \dots, r$, adalah nilai eigen tak nol dari $A^H A$ yang bersesuaian dengan vektoreigen V_i dan V_{r+1}, \dots, V_n adalah eigenvektor yang bersesuaian dengan nilai eigen 0.
4. Selanjutnya σ_i^2 , $i = 1, 2, \dots, r$, adalah nilai eigen tak nol dari AA^H yang bersesuaian dengan vektoreigen U_i dan U_{r+1}, \dots, U_m adalah eigenvektor yang bersesuaian dengan nilai eigen 0.
5. $AV_i = \sigma_i U_i$ untuk $i=1, 2, \dots, r$ dan $AV_i = 0$ untuk $i > r$.
6. $A^H U_i = \sigma_i V_i$ untuk $i=1, 2, \dots, r$ dan $A^H U_i = 0$ untuk $i > r$.
7. Persamaan (2.10) dapat ditulis sebagai

$$A = \sum_{i=1}^r \sigma_i U_i V_i^H \quad (2.11)$$

Dekomposisi nilai singular dapat digunakan untuk menyelesaikan sistem persamaan linear $Ax = d$. Jika A matriks invertibel berukuran $n \times n$, maka $r = n$ dan semua $\sigma_i > 0$.

Kemudian $x = A^{-1}d = \sum_{i=1}^n \sigma_i^{-1} \langle d, U_i \rangle V_i$ dengan \langle, \rangle adalah *inner product* standar di

\mathbf{R}^n . Jika A matriks singular dan berdimensi sembarang, maka penyelesaian $Ax = d$ adalah

$$x^+ = \sum_{i=1}^r \sigma_i^{-1} \langle d, U_i \rangle V_i. \quad (2.12)$$

Selanjutnya $\min \{ \|Ax - d\|_2 : x \in F^n \} = \|Ax^+ - d\|_2$.

2.5 Penelitian Terdahulu

Pemodelan tingkat inflasi dan Bank Indonesia *rate* yang didasarkan pada data *time series* dari faktor ekonomi telah banyak dilakukan antara lain dengan menggunakan ARIMA, ECM, VAR (*Vector Autoregressive*), ARCH (*autoregressive conditional heteroskedastic*), *generalized* ARCH (GARCH) dan VARMA (*Vector Autoregressive Moving Average*). Model-model ini memerlukan asumsi yang cukup ketat, seperti stasioneritas dan normalitas dan didasarkan pada data empirik.

Pada pemodelan *fuzzy* asumsi-asumsi tersebut tidak diperlukan. Kelebihan dari pemodelan *fuzzy* adalah mampu memodelkan data-data yang didasarkan pada gabungan dari data empirik dan pengetahuan ahli dalam bentuk logika *fuzzy*. Salah satu model *fuzzy* adalah model *fuzzy time series*. Model ini mula-mula dikembangkan oleh Song dan Chissom (1993) yang pemodelannya menggunakan persamaan relasi *fuzzy*. Selanjutnya Song dan Chissom (1993 dan 1994) mengembangkan model *fuzzy time series* univariat untuk order satu *time-invariant* dan *time-variant*. Pemodelan ini masih memerlukan perhitungan yang kompleks khususnya jika aturan relasinya banyak dan juga hasil pemodelannya belum memberikan tingkat akurasi yang baik. Untuk mengatasi hal ini, Chen (1996) mencoba membuat model *fuzzy time series* dengan mengelompokkan relasi *fuzzy* berdasarkan antecedentnya dan memberikan hasil yang lebih baik.

Selanjutnya Hwang dkk (1998) mencoba memperbaiki model *fuzzy time series* yang sudah ada untuk perkiraan jumlah pendaftar di universitas Alabama dengan memprediksi variansinya. Kemudian Huarng (2001) mengembangkan model *fuzzy time series* secara heuristik dan memberikan perhitungan yang lebih efisien dan mempunyai ketepatan yang lebih baik dibandingkan model yang dikembangkan oleh Chen (1996). Pada pemodelan *fuzzy time series* sebelumnya, panjang interval dalam membentuk himpunan *fuzzy* belum diperhitungkan, maka Huarng (2001) mencoba menentukan panjang interval yang efektif untuk memprediksi model *fuzzy time series*. Kemudian Chen (2002) juga membuat model *fuzzy time series* order tinggi untuk memprediksi jumlah pendaftar di universitas Alabama dan memberikan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model-model sebelumnya. Model-model untuk memperkirakan jumlah pendaftar di Universitas Alabama juga dikembangkan oleh Sah dan Degtiarev (2004) dan Chen dan Hsu (2004) dengan menggunakan *fuzzy time series* order satu.

Pemodelan berdasarkan data *fuzzy time series* multivariat juga sudah dikembangkan oleh Lee, dkk (2006) yaitu untuk meramalkan suhu udara berdasarkan suhu udara dan kelembaban udara sebelumnya. Sedangkan Jilani, dkk (2007) meramalkan tingkat kecelakaan di Belgia berdasarkan data *fuzzy time series* multivariat.

Abadi, A.M. (2003) telah menunjukkan bahwa sistem *fuzzy* dapat digunakan untuk mendekati suatu fungsi kontinu pada himpunan kompak. Selanjutnya Abadi dan Muhson (2005) membuat model inflasi di Indonesia berdasarkan faktor nilai tukar rupiah dan pendapatan nasional dengan menggunakan sistem *fuzzy*. Model regresi *fuzzy* untuk memperkirakan tingkat inflasi berdasarkan jumlah uang yang beredar, nilai tukar rupiah, tingkat bunga dan pendapatan nasional telah dilakukan oleh Abadi *et al* (2006) dan hasilnya lebih baik jika dibandingkan dengan menggunakan regresi yang dilakukan oleh Muhson (1999).

Selanjutnya berdasarkan data *fuzzy time series* univariat, model *fuzzy* yang didesain menggunakan fuzzifier singleton, mesin inferensi minimum, implikasi Mamdani, defuzzifier rata-rata pusat dan fungsi keanggotaan Gaussian mempunyai keakuratan yang tinggi untuk memprediksi tingkat suku bunga sertifikat Bank Indonesia (Abadi *et al.*, 2007). Penentuan relasi *fuzzy* yang lengkap pada pemodelan data *fuzzy time series* dengan metode dekomposisi nilai singular dan *firing strength of rule* telah dilakukan Abadi *et al.* (2008a, 2008b, 2008c, 2008d) yang diterapkan untuk peramalan tingkat inflasi. Metode ini untuk mengatasi kelemahan metode *table lookup scheme* yang dikembangkan Wang (1997).

Kemudian Abadi *et al* (2009b) menentukan peramalan tingkat suku bunga sertifikat Bank Indonesia dengan metode Wang yang diperluas berdasarkan data *fuzzy time series* multivariat yang memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan metode *neural network* yang dilakukan oleh Kustono *et al.* (2006).

Pada pemodelan data *time series* konvensional diperlukan asumsi-asumsi yang cukup ketat, seperti stasioneritas, normalitas dan didasarkan pada data empirik. Asumsi tersebut menjadi tidak praktis mengingat pergerakan data *time series* khususnya di bidang finansial sangat dinamis, sehingga akan mempunyai kecenderungan membentuk pola non linear dan tidak stasioner. Sebagaimana hasil penelitian Granger & Teravista (1993) pada data finansial, yang menunjukkan hubungan yang terjadi antar variabel pada umumnya tidak mengikuti pola linear (Granger & Teravista, 1993).

Dewasa ini telah berkembang suatu pendekatan yang lebih fleksibel untuk memodelkan hubungan linear maupun non linear yang dikenal dengan model *neural network* (NN). Model NN merupakan alternatif yang banyak menarik perhatian, karena beberapa alasan. NN tidak memerlukan asumsi-asumsi pada data yang seringkali sulit dipenuhi. Dalam keadaan ini NN dapat dipandang sebagai metode statistik yang non linear dan nonparametrik (Ripley, 1993, Cheng & Titterington, 1994). Berdasarkan hasil training terhadap sampel, NN dapat menyimpulkan bagian populasi yang tidak diketahui. Prinsip ini sesuai dengan peramalan, yaitu melakukan prediksi keadaan yang akan datang dari keadaan masa lalu (sampel). Oleh karena itu NN dapat diaplikasikan untuk peramalan. Menurut Sharda (1994), NN banyak diaplikasikan untuk peramalan data *time series*.

Ada banyak model NN yang telah digunakan dalam pemodelan maupun peramalan data *time series*, diantaranya adalah *Feedforward Neural Network* (FFNN) dan *Recurrent Neural Network*. Yang termasuk dalam kelas FFNN adalah *Backpropagation Neural Network*, *Radial Basis Function Network*, *General Regression Neural Network*. *Backpropagation Neural Network* yang lebih dikenal sebagai FFNN merupakan model yang sangat populer dan banyak digunakan untuk menyelesaikan masalah *time series*, khususnya untuk data finansial.

Penggunaan FFNN untuk analisis data *time series* secara luas telah banyak dilakukan. Hasil-hasil studi empirik di bidang finansial menunjukkan bahwa prediksi data *time series* menggunakan model FFNN memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan model yang diperoleh dari metode statistik. Tkacz (2001) menggunakan model FFNN untuk memprediksi pertumbuhan ekonomi di Canada, Firdaus *et al.* (2005) untuk memprediksi curah hujan di Johor, Malaysia, Chan *et al.* (1999) pada harga saham di Shanghai, dan Chen (2001) pada inflasi di Amerika Serikat. Penerapan NN di bidang finansial dapat dilihat pada Diaz *et al.* (2001), Moody (1995), dan Nikola & Jing Yang (2000). Suhartono *et al.* (2005) mengaplikasikan FFNN pada data penumpang pesawat dan memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan prediksi ARIMA dengan pola seasonal. Brodjol Sutijo *et al.* (2005) menggunakan Radial Basis NN untuk peramalan data inflasi dengan hasil cukup memuaskan.

Dalam penerapannya, FFNN mengandung sejumlah parameter (*weight*) yang terbatas. Permasalahan yang masih menjadi perhatian para peneliti adalah bagaimana

menentukan model FFNN yang paling baik (jumlah parameter yang optimal) yang meliputi penentuan jumlah unit input dan jumlah unit *hidden*. Ada beberapa metode yang telah digunakan diantaranya adalah algoritma *pruning*, *network information criteria* (NIC), regulasi, dan *cross-validation*. Namun demikian, metode-metode tersebut belum memberikan jaminan didapatkannya model yang optimal, sehingga masalah ini masih menjadi topik yang terus dikaji.

Untuk mengatasi kelemahan model-model konvensional dan model NN, perlu dikembangkan suatu pemodelan *neuro fuzzy* yaitu gabungan antara pemodelan *fuzzy* dan NN. Optimisasi pemodelan *neuro fuzzy* masih menjadi masalah terbuka khususnya dalam menentukan banyaknya aturan *fuzzy* dan nilai-nilai parameter yang optimal. Oleh karena itu dalam penelitian ini akan dikembangkan suatu metode pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal. Selanjutnya mengaplikasikan model *neuro fuzzy* tersebut dalam peramalan tingkat inflasi, Bank Indonesia *rate* dan nilai tukar rupiah.

BAB III

TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN

3.1 Tujuan Penelitian

1. Mendapatkan prosedur baru dalam pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series*.
2. Mendapatkan prosedur pemrograman berdasarkan prosedur baru dalam pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series* tersebut.

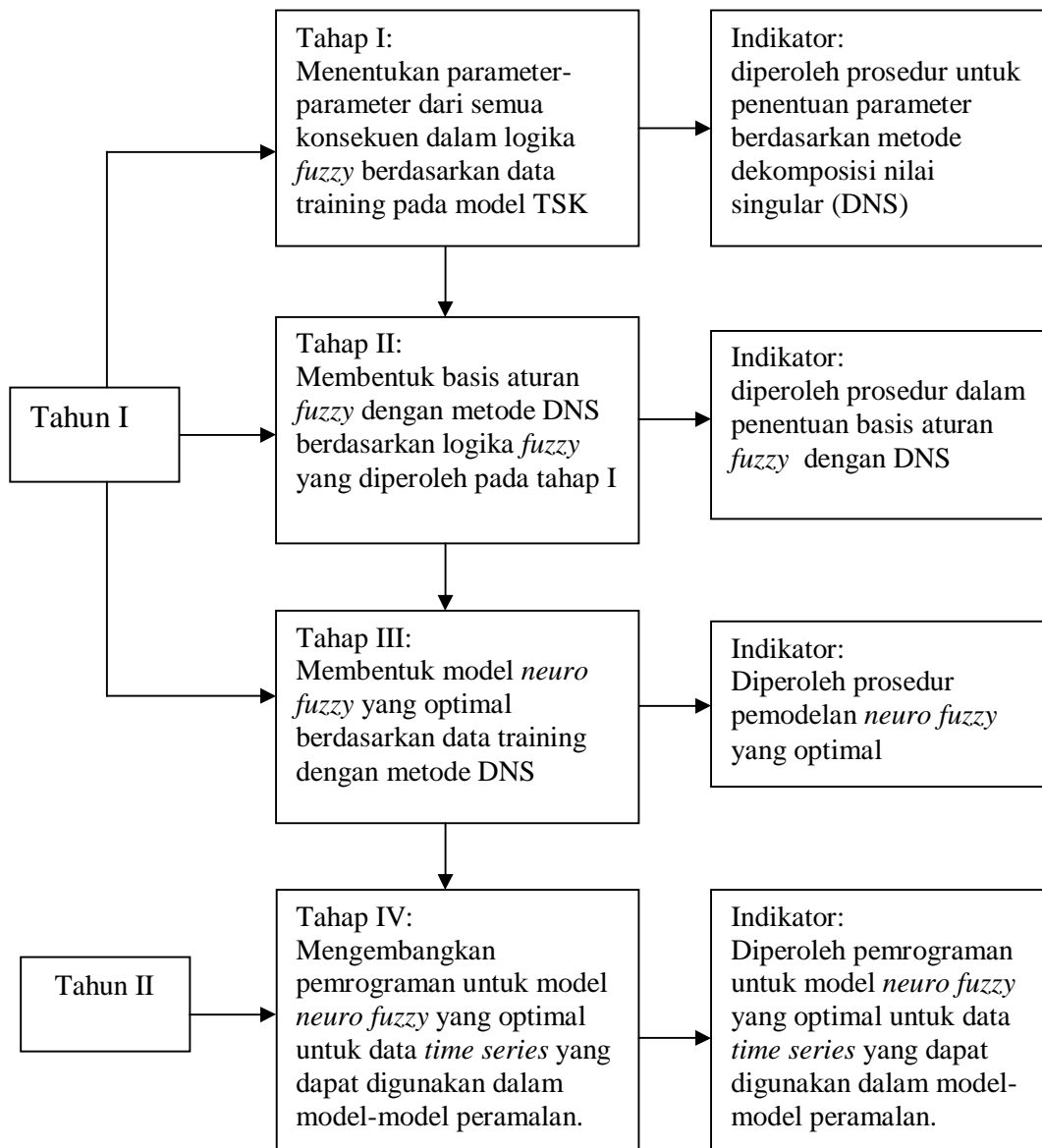
3.2 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini adalah suatu pendekatan yang lebih fleksibel untuk memodelkan data *time series* yang tidak memerlukan asumsi-asumsi yang ketat yaitu dengan mengoptimalkan model *fuzzy* yang didasarkan pada *Neural Network* (NN) dan prosedur baru tersebut dapat diterapkan dalam model-model peramalan *time series* seperti di bidang ekonomi.

BAB IV

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian *research and development* yaitu dimulai dari mengkaji dan meneliti model-model yang sudah ada, kemudian mengembangkan prosedur baru dalam pemodelan. Penelitian ini dilakukan dalam dua tahun. Tahap-tahap penelitian pada tahun pertama dan kedua dilakukan seperti pada Gambar 4 berikut ini.



Gambar 4. Bagan penelitian yang dilakukan

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

Model *neuro fuzzy* yang dibangun dalam penelitian ini model *neuro fuzzy* Takagi Sugeno Kang (TSK) order satu khususnya model *adaptive network-based fuzzy inference system* (ANFIS).

Diberikan N data training dengan n input-satu output dari suatu data *time series*, $(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k; d^k)$ untuk $k = 1, 2, \dots, N$. Misalkan suatu aturan *fuzzy* ke- i untuk model TSK order satu ditulis

$$R^i: x_1 \text{ adalah } A_{i1} \text{ dan } \dots \text{ dan } x_n \text{ adalah } A_{in}, \text{ maka } y_i = b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{in}x_n \quad (5.1)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, L$ dan L adalah banyaknya aturan *fuzzy*, A_{ij} adalah himpunan *fuzzy* pada input ke- j , aturan ke- i , y_i adalah output aturan *fuzzy* ke- i , b_{ij} adalah parameter real yang akan dicari. Output model *fuzzy* dengan fuzzifier singleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifier rata-rata pusat berbentuk:

$$\begin{aligned} y &= \frac{\sum_{i=1}^L y_i (\mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n))}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^L (b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{in}x_n) (\mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n))}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)} \\ &= \sum_{i=1}^L w_i (b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{in}x_n) \end{aligned} \quad (5.2)$$

dengan $w_i = \frac{\mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)}$ dan $\mu_{ij}(x_j) = \mu_{A_{ij}}(x_j)$

Selanjutnya akan dibentuk model (5.2) yang meminimumkan fungsi tujuan J dengan

$$J = \sum_{k=1}^N (d(k) - y(k))^2 \quad (5.3)$$

dengan $d(k)$ adalah output sebenarnya untuk pasangan data ke- k , dan $y(k)$ adalah output model TSK untuk pasangan data ke- k . Jadi $y(k)$ adalah nilai y pada persamaan (5.2) untuk data input ke- k $(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)$.

Persamaan (5.3) dapat ditulis kembali dalam bentuk: (Yen, dkk., 1998)

$$J = \sum_{k=1}^N (d(k) - y(k))^2 = (d - Xb)^T (d - Xb) \quad (5.4)$$

dengan $d = \begin{bmatrix} d(1) \\ d(2) \\ \vdots \\ d(N) \end{bmatrix}$ dan

$$X = \begin{bmatrix} w_1(1) & w_1(1)x_1(1) & \cdots & w_1(1)x_n(1) & \cdots & w_L(1) & w_L(1)x_1(1) & \cdots & w_L(1)x_n(1) \\ w_1(2) & w_1(2)x_1(2) & \cdots & w_1(2)x_n(2) & \cdots & w_L(2) & w_L(2)x_1(2) & \cdots & w_L(2)x_n(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_1(N) & w_1(N)x_1(N) & \cdots & w_1(N)x_n(N) & \cdots & w_L(N) & w_L(N)x_1(N) & \cdots & w_L(N)x_n(N) \end{bmatrix}$$

Jadi X adalah matriks ukuran $N \times [(n+1) \times L]$

dan $b = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{11} \\ \vdots \\ b_{1n} \\ \vdots \\ b_{L0} \\ b_{L1} \\ \vdots \\ b_{Ln} \end{bmatrix}$, suatu matriks ukuran $[(n+1) \times L] \times 1$ (5.5)

Selanjutnya fungsi J pada (5.4) akan mencapai minimum jika $d - Xb = 0$ sehingga diperoleh

$$Xb = d \quad (5.6)$$

Kemudian untuk mencari matriks b , maka diterapkan dekomposisi nilai singular dari matriks X dengan menggunakan Teorema 2.7 dan diperoleh

$$X = U \Sigma V^T \quad (5.7)$$

dengan U dan V adalah matriks ortogonal dan $U = [u_1, \dots, u_N]$ berukuran $N \times N$
 $V = [v_1, \dots, v_{(n+1)L}]$ berukuran $[(n+1)L] \times [(n+1)L]$, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_{(n+1)L})$ matriks
 ukuran $N \times [(n+1)L]$ dengan nilai singular $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_{(n+1)L} \geq 0$.

Selanjutnya dengan menggunakan persamaan (2.12), maka penyelesaian dari (5.6) adalah

$$\hat{b} = \sum_{i=1}^r \sigma_i^{-1} \langle d, u_i \rangle v_i = \sum_{i=1}^r \frac{u_i^T d}{\sigma_i} v_i \quad (5.8)$$

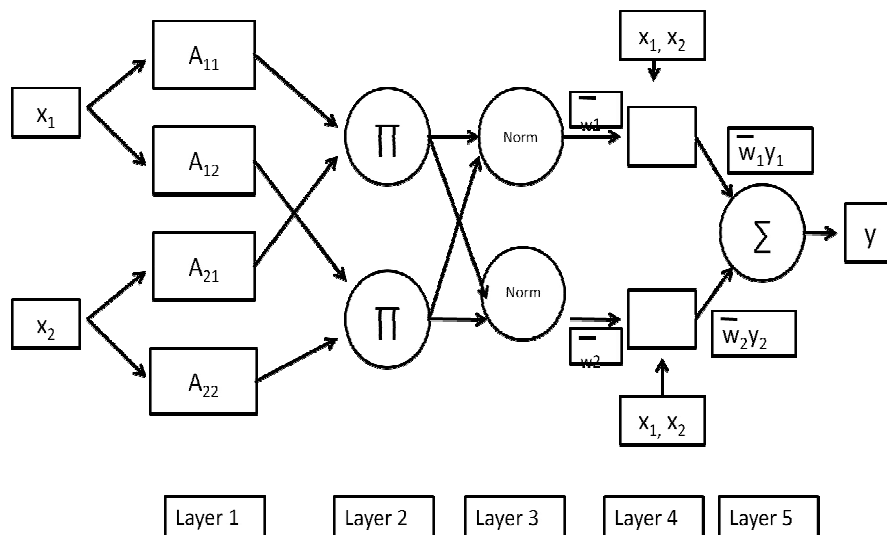
dengan r adalah banyaknya nilai singular tak nol.

Jadi parameter-parameter b_{ij} yang merupakan entri-entri matriks b diestimasi dengan entri-entri matriks \hat{b} .

Untuk menyederhanakan penulisan, suatu arsitektur ANFIS dengan dua input-satu output dan dua aturan *fuzzy* dapat dilihat pada Gambar 5. Misalkan dua aturan *fuzzy* tersebut adalah

R^1 : x_1 adalah A_{11} dan x_2 adalah A_{21} , maka $y_1 = b_{10} + b_{11}x_1 + b_{12}x_2$

R^2 : x_1 adalah A_{12} dan x_2 adalah A_{22} , maka $y_2 = b_{20} + b_{21}x_1 + b_{22}x_2$



Gambar 5. Arsitektur jaringan ANFIS untuk dua input-satu output (Lin, 1996)

Layer 1, penghitungan nilai keanggotaan dari setiap variabel input pada himpunan *fuzzy* dan output layer 1 adalah tingkat keanggotaan $\mu_{ij}(x_j) = \mu_{A_{ij}}(x_j)$.

Layer 2, outputnya adalah pergandaan $w_i = \mu_{A_{i1}}(x_1)\mu_{A_{i2}}(x_2)$, $i = 1, 2$.

Layer 3, perhitungan normalisasi dari output layer 2 dan output layer 3 adalah

$$\bar{w}_i = \frac{\mu_{A_{i1}}(x_1)\mu_{A_{i2}}(x_2)}{\sum_{j=1}^2 \mu_{A_{ij}}(x_1)\mu_{A_{ij}}(x_2)}.$$

Layer 4, dilakukan pembobotan pada setiap konsekuensi dan output dari layer 4 adalah

$$\bar{w}_i y_i = \bar{w}_i (b_{i0} + b_{i1}x_1 + b_{i2}x_2) \text{ dengan parameter-parameter } b_{ij} \text{ harus dicari.}$$

Layer 5, dilakukan penjumlahan dari output layer 4 dengan output layer 5 adalah

$$y = \sum_{i=1}^2 \bar{w}_i (b_{i0} + b_{i1}x_1 + b_{i2}x_2)$$

Selanjutnya akan ditentukan suatu prosedur pemodelan *neuro fuzzy* TSK order satu untuk data *time series* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

Diberikan N data training dengan n input-satu output dari suatu data *time series*, $(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k; d^k)$ untuk $k = 1, 2, \dots, N$.

Langkah 1. Lakukan pre-processing untuk menentukan variable-variabel input x_1, x_2, \dots, x_n yang signifikan berdasarkan data training dengan menggunakan *backpropagation network* yang meminimumkan SSE data training.

Langkah 2. Tentukan banyaknya himpunan *fuzzy* pada setiap input yang terpilih.

Langkah 3. Tentukan bagian antecedent calon aturan *fuzzy* berdasarkan data training dengan *fuzzy clustering*.

Langkah 4. Tentukan parameter-parameter konsekuensi dari setiap aturan *fuzzy* dengan metode dekomposisi nilai singular yaitu tentukan nilai parameter-parameter b_{ij} pada aturan *fuzzy* (5.1) dengan menggunakan persamaan (5.7) dan (5.8).

Langkah 5. Optimalkan parameter-parameter pada himpunan *fuzzy* di setiap antecedent dengan menggunakan *backpropagation network* berdasarkan gradient descent.

Langkah 6. Tentukan output model *neuro fuzzy* $y = \frac{\sum_{i=1}^L y_i (\mu_{i1}(x_1)\mu_{i2}(x_2)\dots\mu_{in}(x_n))}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1)\mu_{i2}(x_2)\dots\mu_{in}(x_n)}$

dengan nilai-nilai parameternya diperoleh dari langkah 4 dan 5.

BAB VI

KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan pada bab sebelumnya, telah dibentuk prosedur pemodelan *neuro fuzzy* TSK order satu untuk data *time series*. Langkah-langkah tersebut dilakukan dengan pre-processing untuk menentukan variable-variabel input, *fuzzy clustering* digunakan untuk menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* dan banyaknya aturan (banyaknya antecedent), selanjutnya parameter-parameter pada konsekuen dicari dengan menggunakan metode dekomposisi nilai singular, kemudian parameter-parameter dari himpunan *fuzzy* yaitu pusat dan lebar himpunan *fuzzy* dioptimalkan dengan menggunakan NN dengan metode gradient descent. Kemudian dengan menggunakan fungsi keanggotaan Gauss, output model *neuro fuzzy* ditentukan dengan

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}^l \left(\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right)}{\sum_{l=1}^M \left(\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right)}$$

Hasil pencarian parameter-parameter pada konsekuen dengan menggunakan metode dekomposisi nilai singular mencapai nilai optimal berdasarkan persamaan 2.12 untuk data training dari data *time series*.

6.2 Saran

Pada penelitian ini, optimalisasi parameter-parameter dilakukan secara bertahap yaitu pertama dilakukan optimalisasi parameter pada bagian konsekuen dan selanjutnya dilakukan optimalisasi parameter pada bagian antecedent. Output model dimungkinkan akan lebih optimal jika optimalisasi parameter-parameternya dilakukan secara bersama-sama berdasarkan data training untuk data *time series*. Oleh karena itu perlu dilakukan penelitian untuk optimalisasi parameter secara serempak.

DAFTAR PUSTAKA

- Abadi, A.M, 2003, Penggunaan sistem samar untuk pendekatan suatu fungsi. *Seminar Nasional Matematika, Universitas Sebelas Maret Surakarta* .
- Abadi, A.M. dan Muhson, A., 2005, Pemodelan tingkat inflasi di Indonesia dengan menggunakan sistem fuzzy, *Jurnal Ekonomi dan Pendidikan FIS UNY*, 2(2): 113-121.
- Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2006, *Fuzzy model for forecasting inflation rate, Proceeding of International Conference on Mathematics and Natural Sciences ITB Bandung*.
- Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2007, Forecasting interest rate of Bank Indonesia certificate based on fuzzy univariate time series, *International Conference on Mathematics and Its applications SEAMS*, Yogyakarta: Gadjah Mada University Yogyakarta.
- Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2008a, Constructing complete fuzzy rules of fuzzy model using singular value decomposition. *Proceeding of International Conference on Mathematics, Statistics and Applications (ICMSA)*. Banda Aceh: Syiah Kuala University, Indonesia
- Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2008b, Designing fuzzy time series model and its application to forecasting inflation rate. *7th World Congress in Probability and Statistics*. Singapore: National University of Singapore
- Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2008c, A new method for generating fuzzy rule from training data and its application in financial problems. *The 3rd International Conference on Mathematics and Statistics (ICoMS-3)*. Bogor: Institut Pertanian Bogor, Indonesia
- Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2008d, Kontruksi model fuzzy time series dan aplikasinya pada peramalan tingkat inflasi di Indonesia. *Laporan penelitian Hibah Bersaing, Universitas Negeri Yogyakarta*.
- Abadi, A.M, Subanar, Widodo dan Saleh, S., 2009b, Peramalan tingkat suku bunga sertifikat Bank Indonesia berdasarkan data fuzzy time series multivariat. *Seminar Nasional Matematika, FMIPA Universitas Jember*.
- Brodjol Sutijo. (2005). Radial Basis Function as Statistical Modeling for Financial Data. *Proceedings International Conference on Applied Mathematics*, Bandung.
- Chan M., Wong. C. and Lam C. (1999). Financial Time series Forecasting by using Conjugate Gradient Learning Algorithm and Multiple Linear Regression Weight Initialization. *Working paper*, Department of Computing, The Hongkong Polytechnic University, Hongkong.

- Chen X., Racine J., and Swanson N. R. (2001). Semiparametric ARX Neural-Network Models with an Application to Forecasting Inflation. *IEEE Transaction on Neural Networks*, Vol. 12, No. 4, pp. 674-683.
- Chen, S.M., 1996, Forecasting Enrollments Based on *Fuzzy Time series, Fuzzy Sets and Systems*, 81, 311-319.
- Chen, S.M., 2002, Forecasting Enrollments Based on High-Order *Fuzzy Time series, Cybernetics and Systems Journal*, 33, 1-16.
- Chen, S.M., Hsu, C.C., 2004, A New Method to Forecasting Enrollments Using *Fuzzy Time series, International Journal of Applied Sciences and Engineering*, 2,3: 234-244.
- Cheng, B. and Titterington, D. M. (1994). Neural networks: A Review from a Statistical Perspective. *Statistical Science*, Vol. 9, pp. 2–54.
- Cybenko, G. (1989). Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, Vol. 2, pp. 304–314.
- Diaz F., Borrajo L., Riverola F.F., Usero A., and Corchado J.M. (2001). Negative Feedback Network for Financial Prediction. *Working paper*, Artificial Intelligence Research Group. Universidad de Vigo, Spain.
- Firdaus N., Shukor M., Roselina, Azlan, and Nuradibah S. (2005). Backpropagation Neural Network (BPNN) Model as a Solution of Short-Term Rainfall Prediction for Johor Catchment Area. *IRCMSA Proceedings*, Medan, Indonesia.365-375.
- Funahashi, K. (1989). On the approximate realization of continuous mappings by *neural networks*. *Neural Networks*, 2, 183–192.
- Giovanis, E., 2010, Application of Adaptive *Neuro Fuzzy* Inference System in the Prediction of Economic Crisis Periods in USA, *International Journal of Human and Social Science*, Vol. 5, No. 14, 899-904.
- Granger, C. W. J. and Terasvirta, T. (1993). *Modeling Nonlinear Economic Relationships*. Oxford: Oxford University Press.
- Hewitt, E. and Stromberg, K., 1969, *Real and Abstract Analysis*, Springer-Verlag, New York.
- Horn, R.A. and Johnson, C.R., 1985, *Matrix Analysis*, Cambridge University Press, Melbourne.
- Hornik K. (1989). Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximation. *Neural Networks*, 2, 359 – 366.

- Huarng, K., 2001, Heuristic Models of *Fuzzy Time series* for Forecasting, *Fuzzy Sets and Systems* 123, 369-386.
- Hwang, J.R., Chen, S.M. and Lee, C.H., 1998, Handling Forecasting Problems Using *Fuzzy Time series*, *Fuzzy Sets and Systems* 100, 217-228.
- Jilani, T.A, Burney, S.M.A. and Ardil, C., 2007, Multivariate High Order *Fuzzy Time Series* Forecasting for Car Road Accidents. *International Journal of Computational Intelligence*, 1, 4, 15-20.
- Kustono, Supriyadi & Sukisno. (2006). Peramalan suku bunga sertifikat Bank Indonesia dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan. *Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta*.
- Lee, L.W., Wang, L.H., Chen, S.M. and Leu, Y.H., 2006, Handling Forecasting Problems Based on Two-factors High Order *Fuzzy Time series*, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 3, 14, 468 - 477.
- Lin, C.T and Lee, C.S.G, 1996, *Neural Fuzzy Systems: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Upper Saddle River: Prentice-Hall, Inc.
- Marwan, N. and Alakhras, Y., 2005, Neural Network-based *Fuzzy Inference System* for exchange rate Prediction, *Journal of Computer Science (Special Issue)*, 112-120.
- Meyer, C.D., 2000, *Matrix Analysis and Applied Linear Algebra*, SIAM, Philadelphia
- Moody J. (1995). Economic Forecasting Challenger and *Neural Network Solutions*. In *Proceedings of the International Symposium on Artificial Neural Networks*, Taiwan.
- Muhson,A. (1999). Faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi di Indonesia. *Laporan penelitian DIK FIS UNY*.
- Nikola G and Jing Yang. (2000).The Application of Artificial Neural Networks to Exchange Rate Forecasting: The Role of Market Microstructure Variables. *Working paper*, Financial Markets Department Bank of Canada.
- Obi, J.C. and Imianvan, A.A., 2011, Interactive *Neuro Fuzzy Expert System* for Diagnosis of Leukimia, *Global Journal of Computer Science and Technology*, Vo. 11, 42-50.
- Odeh, O.O., Featherstone, A.M., Das, S., 2010, Predicting Credit Default: Comparative Results from an Artificial Neural Network, Logistic Regression and Adaptive *Neuro Fuzzy Inference System*, *International Research Journal of Finance and Economics*, Issue 42, 7-18.

- Oke, S.A., Johnson, A.O., Salau, T.A.O., Adeyefa, A.O., 2007, Application of *Neuro Fuzzy* in the Development of Road Bump Designs, *The Pacific Journal of Science and Technology*, vol 8, No. 1, 73-79.
- Perakakis, P., Taylor, M., Buella-Casal, G., Checa, P., 2005, A *Neuro Fuzzy* System to Calculate a Journal Internationality Index, *Proceeding of the 1st Congreso Nacional de Informatica, Symposium on Fuzzy Logic and Soft Computing*, vol. 1, 157-163.
- Ripley, B. D. (1996). *Pattern Recognition and Neural Networks*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Sah, M. and Degtiarev, K.Y., 2004, Forecasting Enrollments Model Based on First-Order *Fuzzy Time series*, *Transaction on Engineering Computing and Technology IV*.
- Samhour, M., Al-Ghandour, A., Alhaj Ali, S., Hinti, I., Massad, W., 2009, An Intelligent Machine Condition Monitoring System Using Time-Based Analysis: *Neuro Fuzzy* versus Neural Network, *Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering*, Vol. 3, No. 4, 294-305.
- Scheick, J.T., 1997, *Linear Algebra with Applications*, McGraw-Hill, Singapore.
- Sharda, R. (1994). Neural Networks for the MS/OR Analyst: An application bibliography. *Interfaces* 24 (2), 116–130.
- Song, Q. and Chissom, B.S., 1993, Forecasting Enrollments with *Fuzzy Time series* Part I, *Fuzzy Sets and Systems* 54, 1-9.
- Song, Q. and Chissom, B.S., 1993, *Fuzzy Time series* and Its Models, *Fuzzy Sets and Systems* 54, 269-277.
- Song, Q. and Chissom, B.S., 1994, Forecasting Enrollments with *Fuzzy Time series* Part II, *Fuzzy Sets and Systems* 62, 1-8.
- Suhartono, Subanar, Sri Rejeki. (2005). Feedforward Neural Networks Model for Forecasting Trend and Seasonal *Time series*. *IRCMSA Proceedings*. Sumatra Utara Indonesia.
- Tkacz G. (2001). Neural network forecasting of Canadian GDP growth. *International Journal of Forecasting*, 17, 57–69.
- Trifan A.L., 2011, Financial *Time series* Forecasting Using *Neuro Fuzzy* Approach for the Bucharest Stock Exchange, *Annal of DAAAM and Proceeding of the 22nd International DAAAM Symposium*, Vo. 22, No.1.

- Ubeyli, E.D., 2010, Automatic Diagnosis of Diabetes Using Adaptive *Neuro Fuzzy* Inference Systems, *Expert System, The Journal of Knowledge Engeering*, vol. 27, No. 4, 259-267.
- Wang L.X., 1997, *A Course in Fuzzy Systems and Control*, Prentice-Hall, Inc., New Jersey.
- Yen, J., Wang, L., and Gillespie, W., 1998, Improving the Interpretability of TSK *Fuzzy* Models by Combining Global Learning and Local Learning, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 6(4): 530-537.
- Yildiz, B., Akkoc, S., 2010, Bankruptcy Prediction Using *Neuro Fuzzy*: An Application in Turkish Banks, *International Research Journal of Finance and Economics*, Issue 60, 114-126.

LAMPIRAN

MODELING ISLAMIC LUNAR CALENDAR EFFECT IN TOURISM DATA OF PRAMBANAN TEMPLE BY USING NEURAL NETWORKS AND FUZZY MODELS

Dhoriva Urwatul Wutsqa¹, Agus Maman Abadi ²

¹*Yogyakarta State University, Faculty of Mathematics and Science,
Mathematics Department, Yogyakarta, Indonesia
E-mail: dhoriva@yahoo.com*

²*Yogyakarta State University, Faculty of Mathematics and Science,
Mathematics Department, Yogyakarta, Indonesia*

Eid (end of fasting month) is a great day for Muslims which is determined by the Islamic Lunar Calendar. As a result, the holiday has moving date in the Gregorian calendar; that is about eleven days earlier than the date of the year before. Prambanan temple is one of the favorable tourism destinations in Central Java. The number of tourists is closely related to Eid, as it usually increases at that holiday. This kind of data contains a calendar effect or a calendar variation. In this paper we propose Fuzzy and Neural Networks to model the data in the presence of calendar variation. Those models are flexible, mean that no strictly assumptions required, and they have high accuracy forecasts. Calendar variation is modeled with a moving holiday regressor. Then together with previous or lag variable, they are used as inputs in the Neural Networks and Fuzzy models. Models estimations are similar to those of Neural Networks by back propagation algorithm and of Fuzzy by Wang method. Both are used to model the tourism data of Prambanan temple. Their forecast accuracies are compared, and the results show that the fuzzy model is more accurate than the NN models.

Key word : Islamic Lunar Calendar, Tourism Data of Prambanan Temple, Neural Networks, Fuzzy Model

1 Introduction

Indonesia is a country with many ethnics, religions, and cultures. Accordingly, beside the Gregorian calendar, we have many others, such as Javanese and Islamic calendar which are set based on the lunar calendar. There are many great days in the Islamic calendar, the most attractive is Eid. The holiday is usually up to a week afterwards, but some people still take longer holiday until two weeks. On these days there is a tradition people coming to hometown, and they usually spend time there by gathering and sightseeing. Therefore, at that day the tourism destinations and leisure places attain peak number of visitors. One of favorite destination is the Prambanan Temple, it is the biggest historical sites of Hinduism which lies on the border of Central Java and Yogyakarta. Thus, the number of Prambanan visitors always significantly increases at the month of Eid holiday.

Eid is determined by Islamic calendar based on 12 lunar months in a year of 354 or 355 days, so the date in Gregorian Calendar may move between two nearby months from year to year. Such situation is known as the calendar variations. How to model data influenced by calendar variations have been widely discussed by many researchers. Bell and Hilmer [1], Lin and Liu [7] combine holiday regressor with ARIMA (Autoregressive Moving Average) called RegARIMA to model the effects of Eastern holiday, while Endharta et al [4] introduce time series regression models and ARIMAX. In general, most researchers focus on linear ARIMA models. Liu [8] studies the effect of holiday variation on the identification and estimation of ARIMA models and suggests modifications of ARIMA models by including holiday information as deterministic input variables. All those models require strict assumptions such as **stationary** and normality.

Recently, there have been growing more flexible models such as NN and Fuzzy. Both models do not require certain assumptions, and theoretically they can approximate any function with high degree accuracy. They have been widely applied in many time series data, especially in economic data. Numerous publications disclose that neural networks (NN) have successfully applied in financial time series data as studied by Nikola and Jing Yang [10], and Chen et al [2]. In addition, Suhartono et al. [15] and Dhoriva et al [3] employed it in aircraft passenger data and in occupation of star-hotels and non-star hotels in Yogyakarta, respectively. Many researchers have also been interested in Fuzzy model and show its powerfulness in time series forecasting. They are Tsaur and Kuo [17] on Taiwan's tourism demand data, Lee et al [9] on tourist arrivals to Bali and Sukarno-Hatta, Profillidis et al [11] on tourist demand in Greece, and Tsai et al [16] on tourism disaster evacuation.

Regarding the advantages of NN and Fuzzy models, we combine both with calendar variations effect (Eid effect) to model the Prambanan temple tourism data. The main idea of this approach is including regressor holiday as an input together with the previous lag of the variable considered in modeling NN and Fuzzy. We hope that adding the regressor holiday variables will improve forecasting accuracy of the model. Therefore, in this article we also compared the models with and without calendar variation.

1. Modeling Islamic Lunar Calendar Effect

Bell and Hillmer [1] proposed to model the effect of moving Easter Day with a simple holiday regressor. They defined the value of regressor in each month as the proportion of the days of the specified interval that belong to the month. In this paper, we model the Eid holiday effect with regressor produced by genhol program. This program can be downloaded on the website <http://www.census.gov/srd/www/winx12/>. In this program, the regressor model from Bell and Hillmer is centered, so the regressor is calculated by subtracting 1/12 from the proportion of the effect that falls within that month. As their model, the Eid effect is assumed equal for each day during this interval. Let the effect of the holiday is for length of b days after Eid, and let a denotes number of days in month t that belong to this interval. Here, the Eid holiday regressor generated by the program, X_t is defined as

$$X_t = \left(\frac{a}{b} - \frac{1}{12} \right) \quad (1)$$

Notice that centering yields the regressor for each month outside the specified interval always has the same value and the adjustment.

3 The Feed Forward Neural Networks Model for Time Series

Feed forward neural network (FFNN) is a prominent NN model and it has been extensively applied in *time series* forecasting (Sharda [14]). The FFNN model with single hidden layer for time series data is generated from Autoregressive model. In this model, the input layer contains the preceding lags observations, while the output gives the predictive future values.

The FFNN model for time series can be expressed as (Suhartono [15])

$$y_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j f\left(\sum_{i=1}^p \gamma_{ij} y_{t-i} + \gamma_{0j}\right) + \varepsilon_t \quad (2)$$

where p is the number of input nodes, q is the number of hidden nodes, $\{\beta_j, j = 0, 1, \dots, q\}$ is a vector of weights from the hidden to output nodes and $\{\gamma_{ij}, i = 0, 1, \dots, p; j = 1, 2, \dots, q\}$ are weights from the input to hidden nodes. The function f , often called the activation function, is the logistic function

$$f\left(\sum_{i=1}^p \gamma_{ij} y_{t-i} + \gamma_{0j}\right) = \frac{1}{1 + e^{-\left(\sum_{i=1}^p \gamma_{ij} y_{t-i} + \gamma_{0j}\right)}} \quad (3)$$

It presents in the hidden layer (layer between input layer and output layer) and delivers a nonlinear part of model. So the FFNN model (4) is a kind of nonlinear AR model. The architecture of the model (4) is shown in Figure 1.

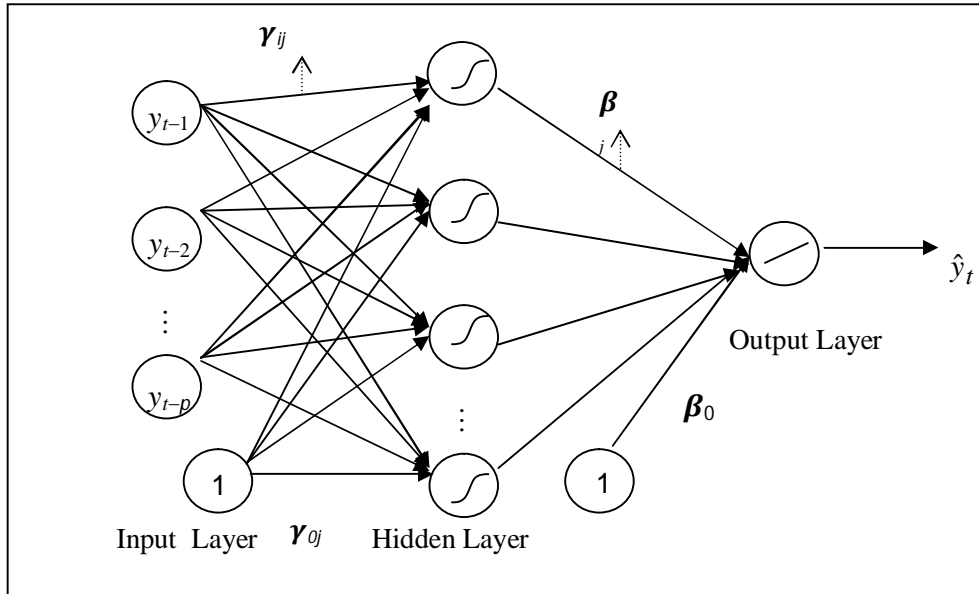


Figure 1. Architecture of FFNN Model with Single Hidden Layer for time series data

Some references related to the concepts and building procedure of FFNN models can be found in Fine [5], Ripley [13] and Haykin [6]. In this paper we use the most popular Backpropagation algorithm to estimate the weights of the model. The idea of the method

developed by Rumelhart and McClelland [12] is performing the parameters function fitting by using least squares that is by minimizing the sum of squares error.

4 Wang's Method for Designing Fuzzy Rules

In this section we provide details of Wang method. Wang's method [18] is the simplest method to construct fuzzy rules. Suppose that we observe pairs of N input-output data: $(x_{1p}, x_{2p}, \dots, x_{np}; y_p)$, $p = 1, 2, 3, \dots, N$ where $x_{ip} \in [\alpha_i, \beta_i] \subset \mathbf{R}$ and $y_p \in [\alpha_y, \beta_y] \subset \mathbf{R}$, $i = 1, 2, \dots, n$. Designing fuzzy model using Wang's method is given by the following steps:

Step 1. Define fuzzy sets to cover the input and output domains.

For each space $[\alpha_i, \beta_i]$, $i = 1, 2, \dots, n$, define N_i fuzzy sets A_i^j , $j = 1, 2, \dots, N_i$ which are complete in $[\alpha_i, \beta_i]$. Similarly, define N_y fuzzy sets B^l , $l = 1, 2, \dots, N_y$ which are complete in $[\alpha_y, \beta_y]$.

Step 2. Generate one rule from one input-output pair.

For each input-output pair $(x_{1p}, x_{2p}, \dots, x_{np}; y_p)$, determine the membership value of x_{ip} , $i = 1, 2, \dots, n$ in fuzzy sets A_i^j , $j = 1, 2, \dots, N_i$ and membership value of y_p in fuzzy sets B^l , $l = 1, 2, \dots, N_y$. Then, for each input variable x_{ip} , $i = 1, 2, \dots, n$, determine the fuzzy set in which x_{ip} has the largest membership value. In other word, determine $A_i^{j^*}$ such that $\mu_{A_i^{j^*}}(x_{ip}) \geq \mu_{A_i^j}(x_{ip})$, $j = 1, 2, \dots, N_i$. Similarly, determine B^{l^*} such that $\mu_{B^{l^*}}(y_p) \geq \mu_{B^l}(y_p)$, $l = 1, 2, \dots, N_y$. Finally, we have fuzzy IF-THEN rule in the form of

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_1^{j^*} \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^{j^*} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^{j^*}, \text{ THEN } y \text{ is } B^{l^*} \quad (4)$$

Step 3. Compute the degree of each rule designed in step 2.

From Step 2, one rule is generated by one input-output pair. If the number of input-output data is large, then we can find the conflicting rules. Two conflicting rules have same IF parts but different THEN parts. To resolve this problem, we assign a degree to each rule designed in Step 2. The degree of rule is defined as follows: suppose the rule (1) is constructed by the input-output pair $(x_{1p}, x_{2p}, \dots, x_{np}; y_p)$, then its degree is defined as

$$D(\text{rule}) = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{j^*}}(x_{ip}) \mu_{B^{l^*}}(y_p)$$

Step 4. Construct the fuzzy rule base.

The rule base consists of the following three sets of rules: (1) The rules designed in Step 2 that do not conflict with any other rules; (2) The rule from a conflicting group that has the maximum degree; (3) Linguistic rules from human experts.

Step 5. Construct fuzzy model using the fuzzy rule base.

We can use any fuzzifier, inference engine and defuzzifier and combine with the fuzzy rule base to design fuzzy model. In this paper, we use singleton fuzzifier, product inference engine and center average defuzzifier to establish fuzzy model with the following form:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{\sum_{j=1}^M b_j \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^M \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}$$

where M is the number of rules and b_j is center of fuzzy set B^j .

If the number of training data is N and the number of all possible combinations of the fuzzy sets defined for the input variables is $\prod_{i=1}^n N_i$, then the number of fuzzy rules generated by Wang's method may be much less than both N and $\prod_{i=1}^n N_i$. So Wang's method is a simple method to design fuzzy rules.

5 Empirical Results

This study uses monthly data of Prambanan temple tourism, i.e. the number of tourists coming to Prambanan Temple period January 2006 until December 2010. The data were got from PT Park Prambanan, Borobudur and Ratu Boko. Usually, the number of visitors will increase in holidays, including school and Eid holidays. Eid day is about 11 days move forward from year to year. The dates of Eid holiday in Indonesia from 2006 to 2010 are presented in Table 1.

Table 1. The dates of Eid holiday 2006-2010

No.	Year	Month	Date
1	2006	October	24
2	2007	October	13
3	2007	October	3
4	2009	September	21
5	2010	September	11

Time series plot of Prambanan temple tourism data is displayed in Figure 2. It appears that the number of visitors increase in the months having Eid holiday. Thus, the data indicate a seasonal and calendar variation pattern. In this section, we give the results of FFNN and Fuzzy models to those data and compare their forecast accuracy.

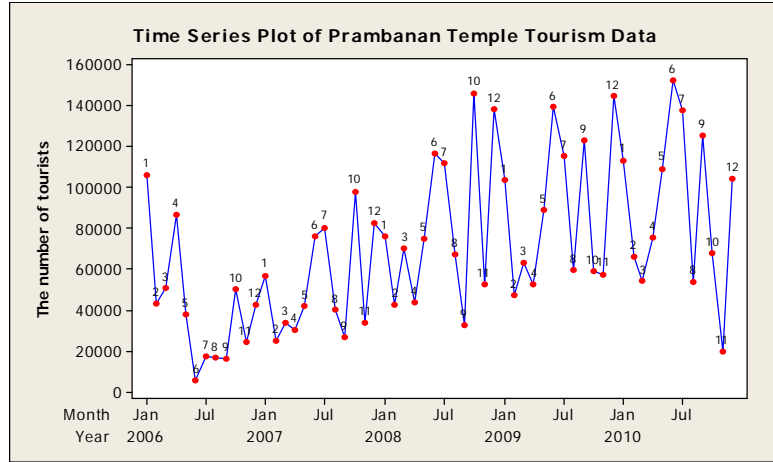


Figure 2. Time Series Plot of Prambanan Temple Tourism Data

5.1 FFNN Model for Prambanan Temple Tourism Data

In this study the FFNN models were built with and without calendar effect. The procedure starts with the determination of input variables. There are two kinds of variables considered as inputs, those are the regressor variable on equation (1) to model calendar effects and the previous (lags) of the variable under study. The value b in equation (1) is revealed based on information from the department of tourism that Eid has an effect 14 days after the day of celebration. For instance, if the Eid falls on 14 September, then the calendar effect will until the 28th of September, the regressor in this month is $X_t = \left(\frac{14}{14} - \frac{1}{12}\right) = 0,91667$, and in other months in the same year is $X_t = \frac{0-1}{12} = -0,08333$.

The determination of lags variable is based on PACF plot, which is exhibited in Figure 3. We can observe that the significant coefficients occur at lags 1 and 12, so it leads to model involving seasonal and non seasonal patterns. Analogous to the SARIMA models, here we utilize the inputs of the model are the lags 1, 12 and 13. The next step is finding the optimal FFNN models by using Back propagation method. The resulted models are FFNN with 4 neurons in the hidden layer for both pure and modified (Islamic calendar effects) FFNN models.

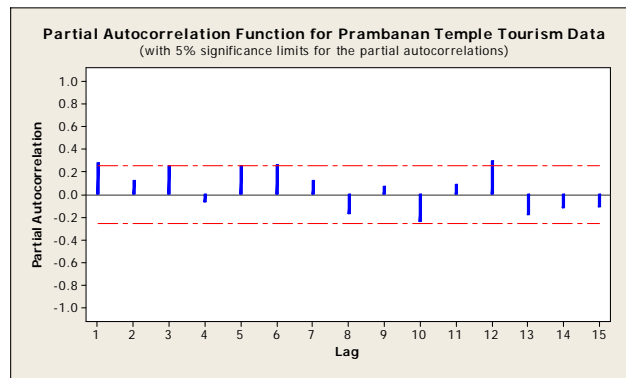


Figure 3. Plot PACF data for Prambanan Temple Tourism Data

The accuracy of the model is measured by using MAPE criterion. Their MAPE values are 39.16 % and 32.872%, respectively. These demonstrate that the FFNN models are not suitable approach to the data.

5.2 Fuzzy Model for Prambanan Temple Tourism Data

In this section, we apply another approach, i.e. the Wang's method to model the above data. The method is implemented by using Matlab 6.5.1. Fuzzy model based on table lookup scheme (Wang's method) is constructed by the following steps:

Here, we also consider two Fuzzy models, with the same inputs (regressor and lags 1, 12, and 13) as in FFNN models. The universes of discourse of number of tourists and regressor are defined as [5000, 155000] and [-0.1, 1], respectively. We define thirty one fuzzy sets A_1, A_2, \dots, A_{31} on [5000, 155000] and twelve fuzzy sets B_1, B_2, \dots, B_{12} on [0.1, 1] with Gaussian membership functions.

First, we construct fuzzy rules generated by data based on time series of number of tourists only. Wang's method yields 47 fuzzy rules in the form

$$R^j: \text{"IF } y(k-13) \text{ is } A_{i_1}^j \text{ and } y(k-12) \text{ is } A_{i_2}^j \text{ and } y(k-1) \text{ is } A_{i_3}^j, \text{ THEN } y(k) \text{ is } A^j \text{"}$$

where $j = 1, 2, \dots, 47$ and $A_{i_1}^j, A_{i_2}^j, A_{i_3}^j, A^j \in \{A_1, A_2, \dots, A_{31}\}$.

Second, we develop fuzzy rules using time series of number of tourist and regressor. Wang's method yields 47 fuzzy rules in the form

$$R^j: \text{"IF } y(k-13) \text{ is } A_{i_1}^j \text{ and } y(k-12) \text{ is } A_{i_2}^j \text{ and } y(k-1) \text{ is } A_{i_3}^j \text{ and } x(k) \text{ is } B^j, \text{ THEN } y(k) \text{ is } A^j \text{"}$$

where $j = 1, 2, \dots, 47$, $A_{i_1}^j, A_{i_2}^j, A_{i_3}^j, A^j \in \{A_1, A_2, \dots, A_{31}\}$ and $B^j \in \{B_1, B_2, \dots, B_{12}\}$.

The first and the second fuzzy models have nearly the same MAPE, i.e. 2.0492% and 2.0502 %, respectively.

5.3 Comparison FFNN and Fuzzy Models

The forecast accuracy of the models can be viewed from MAPE value. In this section, we compare that values among all the models studied, which are summarized in the following Table 2.

Table 2. Comparison of forecast accuracy of FFNN and Fuzzy Models

Model	Input	MAPE
Fuzzy	Lag 1, lag 12, lag 13	2.049%
Fuzzy with Calendar Effect	Lag 1, lag 12, lag 13, regressor	2.050 %
FFNN	Lag 1, lag 12, lag 13	39.16 %
FFNN with Calendar Effect	Lag 1, lag 12, lag 13, regressor	32.872%

It can be inferred from the results that the fuzzy models are surpass than the NN models. But Fuzzy models cannot deal with the effect of calendar variations, since they deliver the same degree of accuracy. Whereas the FFNN models with calendar variations can improve the accuracy of the model. Furthermore, we also compare the forecasts for the next 12 period among the four models that are illustrated in Figure 4.

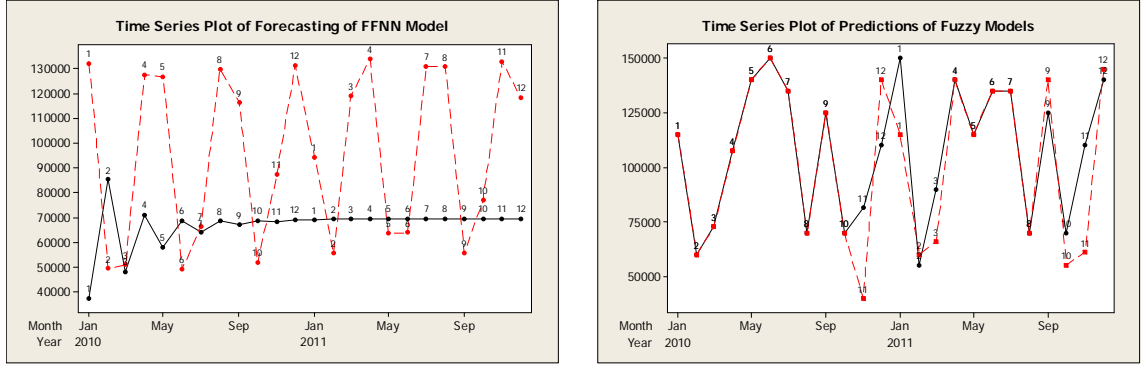


Figure. 4. The plot of forecast 12 periods ahead of FFNN and Fuzzy Models

The black plots represent pure models and the red plots represent the calendar variation models. The Figure 4. shows that the predicted results of pure FFNN models cannot handle the seasonal and calendar variations pattern, since the forecasts tend to a constant after July. The FFNN with regressor can explain calendar variations which are shown by the high values in September 2011 and August 2012, the month wherein Eid holidays occur. However, it cannot capture the seasonal pattern perfectly, because the values in the month that belonging long holiday (January, December, Jun, and July) are not always on peak as they should be. Thus, the regressor has a significant effect in improving the future forecasts. The future forecasts of both Fuzzy models are nearly the same and they can come up seasonal patterns. We can see that the values are quite high on the holiday periods December-January and June-July. Other than, they cannot bring up the calendar variations. This evident can be perceived from the fact that the value is high in September 2011 (Eid holiday belongs to this month), but it remains high in September 2012, whereas Eid day in 2012 will move to August 19.

6 Conclusions

In building FFNN and Fuzzy models for time series data, the input determination is a very important step. In data affected by lunar calendar, in this case the Islamic calendar, we propose holiday regressor variable jointly with the previous lag (seasonal or non seasonal) of the variables as inputs of the model. The application to Prambanan tourism data indicated substantially improvement over pure FFNN model can be achieved by entering the Islamic calendar effect in the model. However, we find no significant difference between pure Fuzzy and Fuzzy with the Islamic calendar effect. Generally Fuzzy models yield better results than FFNN models.

References

- [1] Bell, W.R., and Hillmer, S.C., *Modeling Time Series with Calendar Variation*, Journal of the American Statistical Association, 78, pp. 526-534, 1983. (Journal)
- [2] Chen X., Racine J., and Swanson N. R., *Semi parametric ARX Neural-Network Models with an application to Forecasting Inflation*, IEEE Transaction on Neural Networks, Vol. 12, p.p. 674-683, 2001. (Journal)
- [3] Dhoriva U.W., Subanar, Suryo G., and Zanzawi S., *Forecasting Performance of VAR-NN and VARMA Models*. Proc. Regional Conference on Mathematics Statistics and Their Applications, Penang, Malaysia, 2006. (Conference Proceedings)
- [4] Endharta A. J., Hamzah N. A., and Suhartono, *Development of Calendar Variation Model Based on Time Series Regression and ARIMAX for Forecasting Time Series Data with Islamic Calendar Effect*, Proc. ICCS-X, Cairo, Egypt December 20-23, 2009, Vol. 18, 2009. (Conference Proceedings)
- [5] Fine, T. L., *Feedforward Neural Network Methodology*, Springer, New York, 1999. (Book)
- [6] Haykin, H., *Neural networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd ed., Prentice-Hall, Oxford, 1999. (Book)
- [7] Lin, L. & Liu, S., *Modeling Lunar Calendar Effects in Taiwan*. Taiwan Economic Policy and Forecast, 2002.
- [8] Liu, L. M., *Analysis of Time Series with Calendar Effects*, Management Science, 26(1), pp. 106-112, 1980. (Journal)
- [9] Lee, M.H., Nor, M.E., Suhartono, Sadaei, H.J., Rahman, N.H.A., Kamisan, N.A.B., *Fuzzy time series: an application to tourism demand forecasting*, American Journal of Applied Sciences 9(1), pp.132-140, 2012. (Journal)
- [10] Nikola G and Jing Yang, *The Application of Artificial Neural Networks to Exchange Rate Forecasting: The Role of Market Microstructure Variables*, Financial Markets Department Bank of Canada, 2000. (Working paper)
- [11] Profillidis, V., Botzoris, G., Lathiras, P., *Fuzzy model and co integration analysis for the forecast of tourist demand, EUSFLAT-LFA*, pp. 53-60, 2005. (Journal)
- [12] Rumelhart, D. and McClelland, J., *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition 1*, Cambridge, MIT Press, 1986. (Book)
- [13] Ripley, B. D., *Pattern Recognition and Neural Networks*, Cambridge University Press, Cambridge, 1996. (Book)
- [14] Sharda, R., *Neural Networks for the MS/OR Analyst: An application bibliography*. Interfaces, 24 (2), 116–130, 1994. (Journal)
- [15] Suhartono, Subanar, and Sri Rejeki, *Feed forward Neural Networks Model for Forecasting Trend and Seasonal Time Series*, Proc. IRCMSA, Sumatra Utara Indonesia, 2005. (Conference Proceedings)
- [16] Tsai, C.H., Wang, W.C., Chen, C.W., Chen, H.L., Lin, M.L., *The Construction of Decision Model for Tourism Disaster Evacuation based on GIS and Fuzzy Theory*, World Academy of Science, Engineering and Technology, 54, pp. 81-85, 2009. (Journal)
- [17] Tsaur, R.C. and Kuo, T.C., *The Adaptive Fuzzy Time Series Model with an Application to Taiwan's Tourism Demand*, Journal Expert Systems with Applications, Vol. 38 Issue 8, pp. 9164-9171, 2001. (Journal)
- [18] Wang L.X., *A Course in Fuzzy Systems and Control*, Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, 1997. (Book)

PEMODELAN *FUZZY* UNTUK DATA *TIME SERIES* DENGAN METODE DEKOMPOSISI NILAI SINGULAR DAN PENERAPANNYA UNTUK PREDIKSI NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP YEN JEPANG

AGUS MAMAN ABADI¹, DHORIVA UW², HARI PURNOMO SUSANTO³

¹Jurusan Pendidikan Matematika, FMIPA Universitas Negeri Yogyakarta,
agusmaman@uny.ac.id

²Jurusan Pendidikan Matematika, FMIPA Universitas Negeri Yogyakarta,
dhoriva@yahoo.com

³Program Studi Pendidikan Matematika STKIP PGRI Pacitan,
hazi328@yahoo.co.id

Abstrak

Nilai tukar mata uang (kurs) merupakan peran sentral dalam hubungan perdagangan internasional, karena kurs memungkinkan dapat membandingkan harga-harga barang dan jasa yang dihasilkan oleh suatu negara. Perekonomian Indonesia tidak lepas dari pengaruh Jepang yang merupakan negara industri maju dan memiliki tingkat perekonomian tinggi. Tujuan penulisan ini adalah membangun model *fuzzy* untuk data *time series* dengan metode dekomposisi nilai singular dan mengaplikasikannya dalam prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen Jepang.

Model *fuzzy* dibangun berdasarkan logika *fuzzy* melalui fuzzifikasi, inferensi *fuzzy* dan defuzzifikasi. Kelebihan dari model *fuzzy* adalah mampu memodelkan data yang hanya didasarkan pada pendapat ahli saja dan juga bisa digunakan untuk pemodelan berdasarkan data empirik. Di dalam tulisan ini, model *fuzzy* untuk data *time series* dibangun dengan langkah-langkah: (1) membentuk aturan *fuzzy* lengkap; (2) melakukan reduksi aturan *fuzzy* untuk mendapatkan aturan *fuzzy* yang optimal dengan metode dekomposisi nilai singular. Selanjutnya model *fuzzy* tersebut digunakan untuk memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen Jepang dengan input nilai tukar Rupiah sebelumnya. Hasil penelitian ini adalah prediksi nilai tukar Rupiah dengan metode dekomposisi nilai singular memberikan keakuratan yang lebih baik dibandingkan dengan metode *table lookup* dan metode aturan *fuzzy* lengkap, yaitu dengan nilai MSE dan MAPE berturut-turut adalah 19,71 dan 3,67%. Di dalam tulisan ini juga dilakukan prediksi dengan model *time series* konvensional AR(1). Hasilnya bahwa pemodelan *fuzzy* untuk prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen Jepang mempunyai keakuratan yang lebih baik jika dibandingkan dengan model AR(1).

Kata kunci: model *fuzzy*, *time series*, aturan *fuzzy*, dekomposisi nilai singular, prediksi

1. Pendahuluan

Nilai tukar mata uang (kurs) merupakan peran sentral dalam hubungan perdagangan internasional, karena kurs memungkinkan dapat membandingkan harga-harga barang dan jasa yang dihasilkan oleh suatu negara. Perekonomian Indonesia tidak lepas dari pengaruh Jepang yang merupakan negara industri maju dan memiliki tingkat perekonomian tinggi. Beberapa penelitian telah dilakukan untuk memprediksi nilai tukar Rupiah dengan menggunakan model *time series* konvensional. Atmadja [5] telah menganalisa pergerakan nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar setelah diterapkannya kebijakan sistem nilai tukar mengambang bebas di Indonesia. Kemudian penelitian tentang pengaruh ketidakstabilan nilai tukar Rupiah dan kebijakan akuntansi terhadap kualitas laporan keuangan dan keputusan ekonomi telah dilakukan oleh Sinaga [14].

Penelitian tentang nilai tukar mata uang beberapa negara telah dilakukan. Perbandingan model *time series* ARIMA dan eksponensial smoothing telah digunakan untuk memprediksi nilai tukar Rupee India terhadap US Dollar, Nevaz [8]. Tenti [15] telah melakukan prediksi nilai tukar mata uang Jerman terhadap US Dollar menggunakan Recurrent Neural Networks (RNN). Selanjutnya Qi, M. dan Wu, Y.[11] telah melakukan prediksi nilai tukar US Dollar terhadap Yen dengan fungsi nonlinear yaitu neural networks (NN). Peramalan nilai tukar khususnya nilai mata uang Turki dengan Artificial Neural Network (ANN) telah dilakukan oleh Kadilar, C. dan Simsek, M. [6]. Kemudian Perwej, Y. dan Perwej, A. [9] telah memprediksi nilai tukar Rupee India terhadap US Dollar dengan ANN.

Model *fuzzy* dibangun berdasarkan logika *fuzzy* melalui fuzzifikasi, inferensi *fuzzy* dan defuzzifikasi. Kelebihan dari model *fuzzy* adalah mampu memodelkan data yang hanya didasarkan pada pendapat ahli saja dan juga bisa digunakan untuk pemodelan berdasarkan data empirik. Metode-metode yang dapat digunakan untuk mengkonstruksi model *fuzzy* antara lain *table lookup*, *gradient descent*, *recursive least square*, *clustering* [16]. Metode *table lookup* merupakan metode paling sederhana untuk mendapatkan aturan *fuzzy* tetapi metode ini mempunyai kelemahan yaitu mungkin aturan *fuzzy* yang diperoleh tidak melingkupi seluruh domain. Selanjutnya Agus, dkk [3] telah mengkonstruksi aturan *fuzzy* lengkap dalam pemodelan *fuzzy*. Metode *table lookup* dan aturan *fuzzy* lengkap ini telah diaplikasikan untuk memprediksi tingkat suku bunga Sertifikat Bank Indonesia dan tingkat inflasi [1], [3]. Kemudian Yen, dkk [17] telah menggunakan dekomposisi nilai singular (DNS) untuk mereduksi aturan *fuzzy* untuk mendapatkan banyaknya aturan *fuzzy* yang optimal. Kemudian Agus, dkk [4] telah mengkombinasikan metode *table lookup* dan DNS untuk membentuk model *fuzzy*.

Penggunaan model *fuzzy* untuk prediksi di bidang ekonomi telah dilakukan. Salilama [12] telah memprediksi nilai tukar US Dollar terhadap Rupiah menggunakan model *neuro fuzzy*. Prediksi nilai tukar Rupiah terhadap mata uang asing dengan NN telah dilakukan oleh Purnomo [10]. Selanjutnya Maru'ao[7] telah menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation* dalam memprediksi kurs valuta asing. Di dalam tulisan ini, akan dibahas pemodelan *fuzzy* untuk data *time series* dengan metode DNS dan mengaplikasikannya untuk prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen Jepang.

2. Tinjauan pustaka

2.1 Model fuzzy

Sistem *fuzzy* adalah suatu sistem yang dibentuk dengan mengkombinasikan fuzzifikasi, basis aturan *fuzzy*, mesin inferensi *fuzzy* dan defuzzifikasi. Di dalam mesin inferensi *fuzzy*, dasar-dasar logika *fuzzy* digunakan untuk mengkombinasikan aturan JIKA-MAKA *fuzzy* di dalam basis aturan *fuzzy* ke dalam suatu pemetaan dari suatu himpunan *fuzzy* A di ruang input U ke suatu himpunan *fuzzy* B di ruang output V . Langkah-langkah pembentukan model *fuzzy* untuk data *time series* dengan *table lookup* dilakukan sebagai berikut: [16]

Diberikan N data training dari data *time series*:

$$(x(t-p), x(t-p+1), \dots, x(t-2), x(t-1); x(t))$$

Langkah 1. Definisikan himpunan universal untuk domain input dan output.

Langkah 2. Definisikan himpunan *fuzzy* pada himpunan universal yang kontinu, normal dan lengkap.

Langkah 3. Bentuk satu aturan *fuzzy* untuk satu pasang data training dan diperoleh aturan *fuzzy*:

$$(A_{j_1,1}^l(t-p), A_{j_2,2}^l(t-p+1), \dots, A_{j_m,m}^l(t-1)) \rightarrow A_{i,1}^l(t) \quad (1)$$

dengan $l = 1, 2, \dots, N$.

Langkah 4. Hitung derajat setiap aturan *fuzzy* yang diperoleh dari langkah 3. Jika ada aturan *fuzzy* yang konflik, maka pilih aturan *fuzzy* dengan derajat tertinggi dengan cara untuk setiap pasang data

$$(x(t-p), x(t-p+1), \dots, x(t-2), x(t-1); x(t))$$

didefinisikan derajat dari aturan *fuzzy* (1) adalah

$$D(\text{rule}) = \prod_{i=1}^p \mu_{A_j^p}(x(t-i)) \mu_{A_i^p}(x(t))$$

Langkah 5. Bentuk basis aturan *fuzzy* yang diperoleh dari langkah 4.

Langkah 6. Bentuk model *fuzzy* yang terdiri dari basis aturan *fuzzy*, fuzzifikasi, mesin inferensi *fuzzy*, dan defuzzifikasi. Dalam paper ini, model *fuzzy* dikonstruksi dengan fuzzifikasi singleton, mesin inferensi pergandaan, defuzzifikasi rata-rata pusat dan fungsi keanggotaan Gaussian yaitu

$$x(t) = f(x(t-p), \dots, x(t-1)) = \frac{\sum_{j=1}^M y_j \exp(-\sum_{i=1}^p \frac{(x(t-i) - x^{*j}(t-i))^2}{\sigma_i^2})}{\sum_{j=1}^M \exp(-\sum_{i=1}^p \frac{(x(t-i) - x^{*j}(t-i))^2}{\sigma_i^2})} \quad (2)$$

dengan y_i adalah pusat dari himpunan *fuzzy* pada konsekuen dari aturan *fuzzy* ke- i .

Pembentukan aturan *fuzzy* dengan *table lookup* mempunyai kelebihan yaitu perhitungannya sederhana. Tetapi jika banyaknya aturan *fuzzy* yang diperoleh terlalu sedikit, maka aturan-aturan *fuzzy* tersebut mungkin tidak bisa melingkupi seluruh nilai di himpunan universalnya. Oleh karena itu perlu dikonstruksi aturan *fuzzy* lengkap untuk data *time series* berdasarkan data training yang mengacu pada Agus, dkk [3]. Langkah-langkah pembentukan model *fuzzy* untuk data *time series* dengan aturan *fuzzy* lengkap

dilakukan sebagai berikut:

Diberikan suatu data *time series*. Kemudian berdasarkan data *time series* tersebut, dibentuk p-input 1-output data: $(x(t-p), x(t-p+1), \dots, x(t-1); x(t))$.

Langkah 1. Definisikan himpunan universal pada input-ouput data.

Langkah 2. Definisikan himpunan *fuzzy* pada himpunan universal.

Langkah 3. Tentukan semua antecedent yang mungkin dari calon aturan *fuzzy*.

Langkah 4. Tentukan konsekuen dari setiap calon aturan *fuzzy*.

Langkah 5. Tentukan basis aturan *fuzzy* berdasarkan langkah 4.

Langkah 6. Tentukan model *fuzzy* berdasarkan basis aturan *fuzzy* yang dikonstruksi pada langkah 5.

2.2 Dekomposisi nilai singular

Teorema 1. [13] Jika matriks A berukuran $m \times n$, maka ada matriks-matriks unitary U dan V berturut-turut berukuran $m \times m$ dan $n \times n$ sedemikian sehingga

$$A = USV^H \quad (3)$$

dengan S adalah matriks berukuran $m \times n$ yang entri-entrinya 0 kecuali $s_{ii} = \sigma_i$ $i = 1, 2, \dots, r$ dengan $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$, $r \leq \min\{m, n\}$.

Persamaan (3) disebut dekomposisi nilai singular (DNS) dari matriks A dan bilangan σ_i disebut nilai singular tak nol dari A . Berdasarkan Teorema 1, dapat disimpulkan sebagai berikut

1. $A_{m,n} = U_{m,m} \begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} V_{n,n}^H$ dengan $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$.
2. Matriks-matriks $A^H A$ dan AA^H adalah matriks Hermit sehingga kolom-kolom dari U dan V berturut-turut adalah vektoreigen-vektorigen dari AA^H dan $A^H A$.
3. Misalkan U_i dan V_i berturut-turut adalah kolom-kolom dari U dan V , maka σ_i^2 , $i = 1, 2, \dots, r$, adalah nilai eigen tak nol dari $A^H A$ yang bersesuaian dengan vektoreigen V_i dan V_{r+1}, \dots, V_n adalah eigenvektor yang bersesuaian dengan nilai eigen 0.
4. Selanjutnya σ_i^2 , $i = 1, 2, \dots, r$, adalah nilai eigen tak nol dari AA^H yang bersesuaian dengan vektoreigen U_i dan U_{r+1}, \dots, U_m adalah eigenvektor yang bersesuaian dengan nilai eigen 0.
5. $AV_i = \sigma_i U_i$ untuk $i=1, 2, \dots, r$ dan $AV_i = 0$ untuk $i > r$.
6. $A^H U_i = \sigma_i V_i$ untuk $i=1, 2, \dots, r$ dan $A^H U_i = 0$ untuk $i > r$.
7. Persamaan (3) dapat ditulis sebagai

$$A = \sum_{i=1}^r \sigma_i U_i V_i^H$$

3. Hasil dan pembahasan

3.1 Prosedur pembentukan model *fuzzy* untuk data *time series* dengan DNS

Di dalam subbab ini, pertama akan dibahas tentang pembentukan model *fuzzy* untuk data *time series* dengan DNS. Prosedur pemodelan data *time series* dengan DNS dilakukan dengan:

1. Bentuk aturan *fuzzy* yang lengkap. Pembentukan aturan *fuzzy* lengkap dilakukan

dengan menggunakan metode yang dikembangkan pada subbab 2.1

2. Reduksi aturan *fuzzy* lengkap tersebut dengan metode DNS untuk mendapatkan banyaknya aturan *fuzzy* yang meminimalkan nilai MSE dan MAPE.

Berdasarkan [2] dan [17], langkah-langkah untuk mereduksi banyaknya aturan *fuzzy* dengan metode DNS adalah sebagai berikut:

Langkah 1. Tentukan *firing strength* dari setiap aturan *fuzzy* lengkap untuk setiap data training $(x;y) = (x(t-p), x(t-p+1), \dots, x(t-1); x(t))$ seperti yang didefinisikan pada [2].

Langkah 2. Bentuk matriks *firing strength* L ukuran $N \times M$, dengan

$$L = \begin{pmatrix} L_1(1) & L_2(1) & \dots & L_M(1) \\ L_1(2) & L_2(2) & \dots & L_M(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ L_1(N) & L_2(N) & \dots & L_M(N) \end{pmatrix}. \quad (4)$$

dengan N banyaknya data, M banyaknya aturan *fuzzy* dan $L_{ij} = L_j(i)$ adalah *firing strength* dari aturan *fuzzy* ke- j untuk data ke- i .

Langkah 3. Tentukan dekomposisi nilai singular dari L yaitu $L = USV^T$, dengan U dan V adalah berturut-turut matriks ortogonal berukuran $N \times N$ dan $M \times M$, S adalah matriks $N \times M$ yang entri-entrinya $s_{ij} = 0, i \neq j, s_{ii} = \sigma_i \quad i = 1, 2, \dots, k$ dengan $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_k > 0, k \leq \min(N, M)$.

Langkah 4. Pilih r nilai singular terbesar yang diperoleh pada Langkah 3, dengan $r \leq \text{rank}(L)$. Pemilihan r nilai singular ini menentukan banyaknya aturan *fuzzy* yang akan didesain yaitu r .

Langkah 5. Partisi V dengan $V = \begin{pmatrix} V_{\varepsilon 11} & V_{\varepsilon 12} \\ V_{\varepsilon 21} & V_{\varepsilon 22} \end{pmatrix}$, dengan $V_{\varepsilon 11}$ adalah matriks ukuran $r \times r$,

$V_{\varepsilon 21}$ adalah matriks ukuran $(M-r) \times r$, dan bentuk $V_I^T = (V_{\varepsilon 11}^T, V_{\varepsilon 21}^T)$ ukuran $r \times M$.

Langkah 6. Terapkan faktorisasi QR pada V_I^T dan tentukan matriks permutasi P berukuran $M \times M$ sedemikian sehingga $V_I^T P = QR$ dan Q adalah matriks ortogonal berukuran $r \times r$, $R = [R_{11}, R_{12}]$, R_{11} adalah matriks segitiga atas berukuran $r \times r$.

Langkah 7. Tandai posisi dari entri-entri 1 pada r kolom pertama dari matriks P yang mengindikasikan posisi dari r aturan *fuzzy* terpenting.

Langkah 8. Bentuk model *fuzzy* (2) menggunakan r aturan *fuzzy* terpenting.

Langkah 9. Jika sudah optimal, maka berhenti pada Langkah 8. Jika belum optimal, kembali ke Langkah 4.

3.2 Aplikasi model fuzzy untuk prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen

Di dalam subbab ini, akan dibahas tentang aplikasi model *fuzzy* untuk prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen. Sebanyak 132 data digunakan sebagai data training. Prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen dilakukan dengan model *fuzzy* dengan metode *table lookup*, aturan *fuzzy* lengkap seperti pada langkah-langkah di Subbab 2.1 dan DNS dengan langkah-langkah pada Subbab 3.1. Pada penelitian ini, prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen hanya didasarkan pada data *time series* dari nilai tukar tersebut. Model *fuzzy* dibangun dengan satu dan dua input yaitu prediksi didasarkan pada nilai tukar Rupiah satu dan dua periode sebelumnya. Berdasarkan nilai terkecil dan terbesar dari data

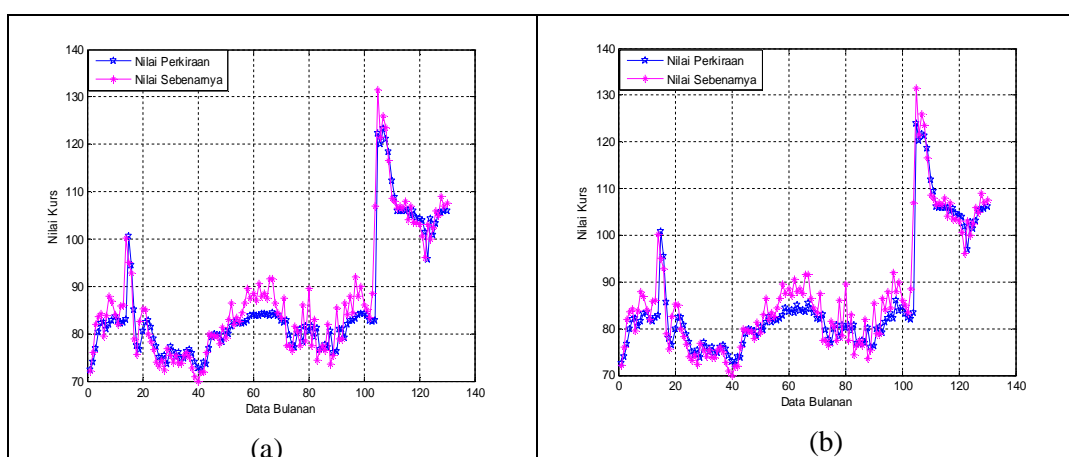
training, maka himpunan universalnya didefinisikan [70, 1325]. Selanjutnya didefinisikan sebanyak 13 himpunan *fuzzy* pada [70, 1325] dengan fungsi keanggotaan Gaussian.

Selanjutnya dibentuk aturan *fuzzy* dengan metode *table lookup* dan aturan *fuzzy* lengkap berdasarkan data training. Banyaknya aturan *fuzzy* yang diperoleh dapat dilihat pada Tabel 1. Aturan *fuzzy*-aturan *fuzzy* yang diperoleh dengan metode aturan *fuzzy* lengkap, direduksi dengan metode DNS yang menggunakan langkah-langkah pada Subbab 3.1. Banyaknya aturan *fuzzy* yang meminimalkan nilai MSE atau MAPE, yang diperoleh setelah dilakukan DNS, dapat dilihat pada Tabel 1. Perbandingan nilai-nilai MSE dan MAPE untuk berbagai metode diberikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai MSE dan MAPE untuk data training dari model *fuzzy* dengan berbagai metode

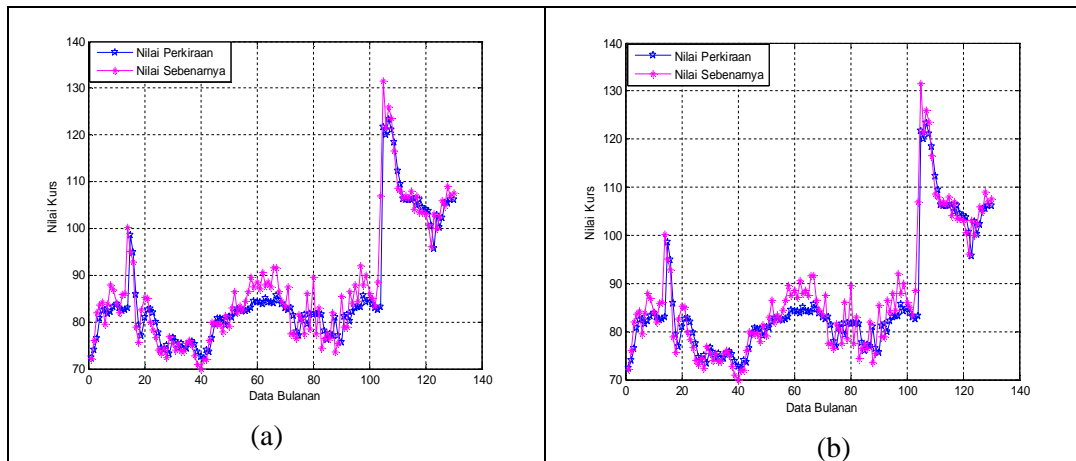
No	Metode	input	Banyak aturan <i>fuzzy</i>	MSE	MAPE (%)
1	<i>Table lookup</i>	$x(t-1)$	13	32,27	4,84
	<i>Table lookup</i>	$x(t-2), x(t-1)$	35	20,48	3,72
	Aturan <i>fuzzy</i> lengkap	$x(t-2), x(t-1)$	169	20,45	3,72
2	DNS	$x(t-2), x(t-1)$	34	19,42	3,74
3	DNS	$x(t-2), x(t-1)$	35	19,71	3,67
4	DNS	$x(t-2), x(t-1)$	36	19,76	3,66
5	DNS	$x(t-2), x(t-1)$	55	20,40	3,68
5	AR(1)			25,32	3,92

Berdasarkan Tabel 1., prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen dengan model *fuzzy* dua input dengan aturan *fuzzy* lengkap memberikan nilai MSE yang lebih baik dibandingkan jika dengan metode *table lookup*. Selanjutnya dengan metode DNS diperoleh banyaknya aturan *fuzzy* yang optimal adalah 35 dengan nilai MSE dan MAPE berturut-turut adalah 19,71 dan 3,67%. Kemudian prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen dengan model *fuzzy* dengan metode DNS memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode *time series* konvensional AR(1).

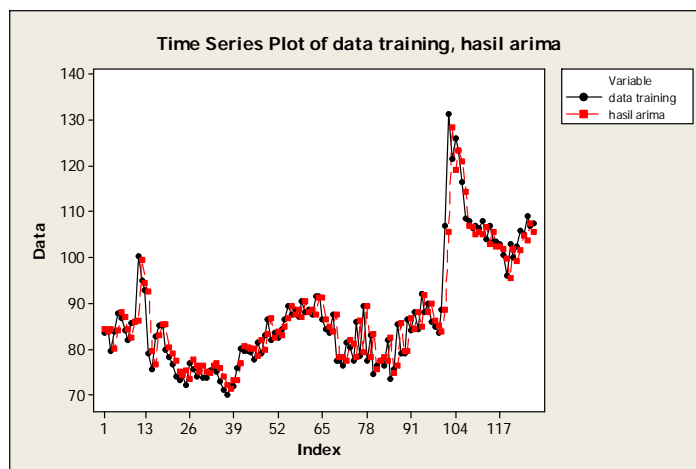


Gambar 1. Nilai prediksi dan nilai sebenarnya untuk data training dengan model *fuzzy* dua input: (a) metode *table lookup*; (b) metode aturan *fuzzy* lengkap

Selanjutnya nilai prediksi dan nilai sebenarnya dari data training dengan model *fuzzy* dengan metode *table lookup* dan metode aturan *fuzzy* lengkap dapat dilihat pada Gambar 1 dan dengan metode DNS dapat dilihat pada Gambar 2. Pada Gambar 3 menunjukkan nilai prediksi dan nilai sebenarnya dari data training dengan model *time series* konvensional AR(1).



Gambar 2. Nilai prediksi dan nilai sebenarnya untuk data training dengan model *fuzzy* dua input dengan metode DNS: (a) 35 aturan *fuzzy*; (b) 36 aturan *fuzzy*



Gambar 3. Nilai prediksi dan nilai sebenarnya untuk data training dengan model AR(1)

Kemudian dilakukan prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen untuk enam bulan ke depan dengan menggunakan model *fuzzy* yang terbaik yaitu model *fuzzy* dengan metode DNS. Perbandingan nilai MSE dan MAPE dalam prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen untuk enam bulan ke depan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Prediksi untuk 6 bulan berikutnya dengan model *fuzzy* dan model AR(1)

Bulan	Metode		Data real	MSE		MAPE (%)	
	DNS 35 aturan <i>fuzzy</i>	AR(1)		DNS	AR(1)	DNS	AR(1)
1	106,269	106,179	107,540	1,77	19,06	1,22	3,74
2	106,036	104,926	107,630				
3	105,990	103,763	107,500				
4	105,974	102,684	107,000				
5	105,968	101,683	106,980				
6	105,965	100,754	107,430				

4. Kesimpulan

Di dalam tulisan ini telah dibangun model *fuzzy* untuk data *time series* dengan metode DNS. Selanjutnya model *fuzzy* tersebut diaplikasikan untuk prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen. Hasilnya adalah bahwa prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yen dengan model *fuzzy* dengan metode DNS memberikan keakuratan prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan menggunakan model *fuzzy* dengan *table lookup*, aturan *fuzzy* lengkap dan model AR(1).

Daftar Pustaka

- [1] Abadi, A.M., Subanar, Widodo, Saleh, S., Peramalan Tingkat Suku Bunga Sertifikat Bank Indonesia Berdasarkan Data Fuzzy Time Series Multivariat, *Jurnal ILMU DASAR*, Vol. 11, No. 2, 205-211, 2010.
- [2] Abadi, A.M., Subanar, Widodo, Saleh, S., Fuzzy Model for Forecasting Interest Rate of Bank Indonesia Certificate, *Proceedings of The 3rd International Conference on Quantitative Methods Used in Economics and Business*, Fakultas Ekonomi Universitas Malahayati Bandar Lampung, 170-178, 2010.
- [3] Abadi, A.M., Subanar, Widodo, Saleh, S., A New Method for Generating Fuzzy Rules from Training Data and Its Applications to Forecasting Inflation Rate and Interest Rate of Bank Indonesia Certificate, *Journal of Quantitative Methods*, Vol. 5, No. 2, 78-83, 2009.
- [4] Abadi, A.M., Subanar, Widodo, Saleh, S., Constructing Fuzzy Time Series Model Using Combination of *Table lookup* and Singular Value Decomposition Methods and Its Applications to Forecasting Inflation Rate, *Jurnal ILMU DASAR*, Vol. 10, No. 2, 190-198, 2009.
- [5] Atmadja, A.S., Analisa Pergerakan Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dolar Setelah Diterapkannya Kebijakan Sistem Nilai Tukar Mengambang Bebas di Indonesia". *Jurnal Akuntansi & Keuangan*, Vol. 4, No. 1, 69 – 78, 2002.
- [6] Kadilar, C. and Simsek, M., Forecasting the Exchange Rate Series with ANN: The Case of Turkey, *Ekonometri ve Istatistik Sayi*: 9, 17-29, 2009.
- [7] Maru'ao, D.O., *Implementasi Jaringan Saraf Tiruan (ANN) Backpropagation dalam Memprediksi Kurs Valuta Asing*. Skripsi. Universitas Gunadharma, 2010.

- [8] Newaz, M.K., Comparing the Performance of Time Series Models for Forecasting Exchange Rate, *BRAC University Journal*, vol. V, no. 2, 55-65, 2008.
- [9] Perwej, Y. and Perwej, A., Forecasting of Indian Rupee (INR) / US Dolla (USD) Currency Exchange Rate Using Artificial Neural Network, *International Journal of Computer Science, Engineering and Applications (IJCSEA)*, Vol.2, No.2, 41-52, 2012
- [10] Purnomo, B., Peranan Jaringan Saraf Tiruan dalam Memprediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Mata Uang Asing, *Jurnal MEDIA SISFO*, Vol. 2, No. 2, 1-12, 2008.
- [11] Qi, M. and Wu, Y., Nonlinear prediction of exchange rates with monetary fundamentals, *Journal of Empirical Finance* , Vol.10, 623– 640, 2003
- [12] Salilama, A.Q., *Prediksi Nilai Tukar US Dollar terhadap Rupiah menggunakan Neuro Fuzzy*. Skripsi. Institut Teknologi, 2006.
- [13] Scheick, J.T., *Linear Algebra with Applications*, Singapore: McGraw-Hill, 1997.
- [14] Sinaga, T., Pengaruh Ketidakstabilan Nilai Tukar Rupiah dan Kebijakan Akuntansi Terhadap Kualitas Laporan Keuangan dan Keputusan Ekonomi, *Jurnal Ilmiah Akuntansi*, Vol. 2, No. 1, 24-43, 2003.
- [15] Tenti, P., Forecasting Foreign Exchange Rates Using Recurrent Neural Networks, *Applied Artificial Intelligence*, Vol.10, 567-581, 1996.
- [16] Wang, L.X., *A Course in Fuzzy Systems and Control*. New Jersey: Prentice- Hall International, Inc, 1997.
- [17] Yen, J., Wang, L., and Gillespie, C.W., Improving the Interpretability of TSK Fuzzy Models by Combining Global Learning and Local Learning, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 4, No.6, 530-537, 1998.

B. DRAF ARTIKEL ILMIAH

Optimalisasi Model *Neuro Fuzzy* untuk Data *Time Series* dengan Metode Dekomposisi Nilai Singular

Agus Maman Abadi¹, Dhoriva Urwatul Wutsqa²

^{1,2}Jurusan Pendidikan Matematika FMIPA UNY

¹agusmaman@uny.ac.id, ²dhoriva@yahoo.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan prosedur baru dalam pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series*. Secara khusus dalam penelitian akan dikembangkan prosedur baru dalam pemodelan *fuzzy* Takagi-Sugeno-Kang order satu untuk data *time series* yang penentuan parameter-parameternya dilakukan dengan metode dekomposisi nilai singular dan *neural network*, sehingga diperoleh metode pembentukan model *neuro fuzzy* untuk data *time series* yang optimal.

Pada penelitian ini telah dikembangkan prosedur untuk mendapatkan model *fuzzy* Takagi-Sugeno-Kang yang optimal untuk data *time series* yaitu dengan mengoptimalkan pencarian nilai parameter pada konsekuen dari aturan *fuzzy* dengan metode dekomposisi nilai singular. Kemudian telah dibentuk suatu prosedur baru pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal yaitu model *fuzzy* yang pengoptimalan parameter-parameternya didasarkan pada *neural network* dengan metode dekomposisi nilai singular. Parameter-parameter pada bagian konsekuen dari aturan *fuzzy* dioptimalkan dengan metode dekomposisi nilai singular dan parameter-parameter pada bagian antecedent dari aturan *fuzzy* dioptimalkan berdasarkan *neural network backpropagation* dengan metode *gradient descent*.

Kata kunci: optimalisasi, *neuro fuzzy*, *time series*, dekomposisi nilai singular

1. Pendahuluan

Pada bidang ekonomi, model-model *time series* konvensional banyak digunakan dalam peramalan antara lain dengan menggunakan ARIMA, ECM, VAR (*Vector Autoregressive*), ARCH (*autoregressive conditional heteroskedastic*), *generalized* ARCH (GARCH) dan VARMA (*Vector Autoregressive Moving Average*). Model-model ini memerlukan asumsi yang cukup ketat, seperti stasioneritas dan normalitas dan didasarkan pada data empirik.

Pada pemodelan *fuzzy* asumsi-asumsi tersebut tidak diperlukan. Kelebihan dari pemodelan *fuzzy* adalah mampu memodelkan data-data yang didasarkan pada gabungan dari data empirik dan pengetahuan ahli dalam bentuk logika *fuzzy*. Proses transparansi dalam pemodelan ini dapat dilihat dari logika-logika *fuzzy* yang digunakan dalam pemodelan. Model *fuzzy* ini telah banyak diaplikasikan seperti pada pemodelan data *fuzzy time series*. Penentuan relasi *fuzzy* yang lengkap pada pemodelan data *fuzzy time series* dengan metode dekomposisi nilai singular dan *firing strength of rule* telah dilakukan Abadi *et al.* (2008a, 2008b, 2008c, 2008d) yang diterapkan untuk peramalan tingkat inflasi. Metode ini untuk mengatasi kelemahan metode *table lookup scheme*

yang dikembangkan Wang (1997). Kemudian Abadi *et al* (2009b) menentukan peramalan tingkat suku bunga sertifikat Bank Indonesia dengan metode Wang yang diperluas berdasarkan data *fuzzy time series* multivariat yang memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan metode *neural network* yang dilakukan oleh Kustono *et al.* (2006).

Dewasa ini telah berkembang suatu pendekatan yang lebih fleksibel untuk memodelkan hubungan linear maupun nonlinear yang dikenal dengan model *neural network* (NN). Model NN merupakan alternatif yang banyak menarik perhatian, karena beberapa alasan seperti NN tidak memerlukan asumsi-asumsi pada data yang seringkali sulit dipenuhi. Kelemahan model NN adalah prosesnya tidak transparan dalam suatu *black box*.

Untuk mengatasi kelemahan model-model konvensional dan model NN, telah dikembangkan suatu pemodelan *neuro fuzzy* yaitu pemodelan *fuzzy* yang parameter-parameternya ditentukan dengan NN. Model *neuro fuzzy* telah diterapkan di banyak bidang seperti pada model kebangkrutan bank di Turki oleh Yildiz dan Akkoc (2010), prediksi nilai kredit oleh Odeh *et al* (2010), prediksi nilai tukar oleh Marwan dan Alakhras (2005), prediksi *Bucharest stock exchange* oleh Trifan (2011) dan prediksi krisis ekonomi di USA oleh Giovanis (2010). Penggunaan *neuro fuzzy* di bidang teknik antara lain untuk sistem monitoring (Samhoury *et al*, 2009), untuk desain bumper jalan (Oke *et al*, 2007). Di bidang kesehatan, *neuro fuzzy* digunakan untuk diagnosis leukemia oleh Obi dan Imianvan (2011), untuk diagnosis diabetes oleh Ubeyli (2010). Kemudian Perakakis *et al* (2005) mengaplikasikan model *neuro fuzzy* untuk menghitung indeks internasionalitas jurnal.

Inti pada pemodelan *neuro fuzzy* adalah bagaimana menentukan parameter-parameter pada antecedent dan konsekuen dari aturan *fuzzy* IF-THEN dengan menggunakan NN yang menghasilkan model yang akurat. Pada pemodelan *neuro fuzzy* yang telah dilakukan oleh para peneliti, penentuan parameter-parameter pada antecedent dilakukan dengan NN yaitu dengan pembelajaran mundur (*backpropagation*), penentuan parameter-parameter konsekuen dengan menggunakan metode Kalman filter atau Recursively Least Square Estimator (RLSE) dan Ortogonal Least Square (OLS). Penentuan parameter konsekuen dengan metode tersebut didasarkan pada meminimalkan kesalahan dari setiap data training sedemikian sehingga model mencapai optimal lokal.

Metode dekomposisi nilai singular dapat digunakan untuk menyelesaikan sistem persamaan linear yang didasarkan pada nilai-nilai singular matriks tersebut. Untuk mendapatkan parameter-parameter konsekuen yang mencapai optimal global, maka pembentukan model *neuro fuzzy* akan dilakukan dengan metode dekomposisi nilai singular. Berdasarkan uraian tersebut timbul permasalahan "Bagaimana menentukan prosedur pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series* dengan metode dekomposisi nilai singular".

2. Model Fuzzy

Keistimewaan dari model *neuro fuzzy* adalah mampu memformulakan pemikiran dan persepsi manusia seperti pada pengambilan keputusan yang faktor manusia mempunyai pengaruh yang besar. Dengan kata lain model *neuro fuzzy* mampu memformulakan suatu permasalahan yang hanya didasarkan pada pengetahuan para ahli di bidangnya atau yang didasarkan pada data empirik.

Sistem *fuzzy* adalah suatu sistem dengan inputnya adalah n -tupel bilangan real dan outputnya adalah bilangan real yang dibentuk dengan menggunakan fuzzifikasi,

basis aturan *fuzzy*, mesin inferensi *fuzzy* dan defuzzifikasi. Suatu basis aturan *fuzzy* terdiri dari himpunan aturan JIKA-MAKA *fuzzy* yang berbentuk:

Jika x_1 adalah A_1^l dan x_2 adalah A_2^l dandan x_n adalah A_n^l , maka y adalah B^l (1)

dengan A_i^l, B^l berturut-turut adalah himpunan *fuzzy* di $U_i \subset \mathbf{R}$ dan $V \subset \mathbf{R}$, (x_1, x_2, \dots, x_n) dan y adalah variabel input output dari sistem *fuzzy* tersebut, $l = 1, 2, \dots, M$ yaitu banyaknya aturan dalam basis aturan *fuzzy*.

Sistem *fuzzy* yang dibentuk dengan menggunakan jenis fuzzifikasi singleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifikasi rata-rata pusat mempunyai keunggulan dalam hal perhitungannya yang sederhana. Misalkan $\mu_{A_i^l}$ dan μ_{B^l} adalah fungsi keanggotaan Gaussian, yaitu

$$\mu_{A_i^l}(x_i) = a_i^l \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right) \quad (2)$$

$$\text{dan } \mu_{B^l}(y) = \exp\left(-\frac{(y - \bar{y}^l)^2}{\sigma_l^2}\right) \quad (3)$$

dengan $a_i^l \in (0, 1]$, $\sigma_i^l \in (0, \infty)$, $\bar{x}_i^l, \bar{y}^l \in \mathbf{R}$, maka sistem *fuzzy* yang dibentuk dengan menggunakan jenis fuzzifikasi singleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifikasi rata-rata pusat adalah

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}^l \left(\prod_{i=1}^n a_i^l \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right) \right)}{\sum_{l=1}^M \left(\prod_{i=1}^n a_i^l \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right) \right)} \quad (4)$$

(Wang, 1997). Sistem *fuzzy* pada persamaan (4) adalah suatu pemetaan tak linear yang memetakan $x \in U \subset \mathbf{R}^n$ ke $f(x) \in V \subset \mathbf{R}$.

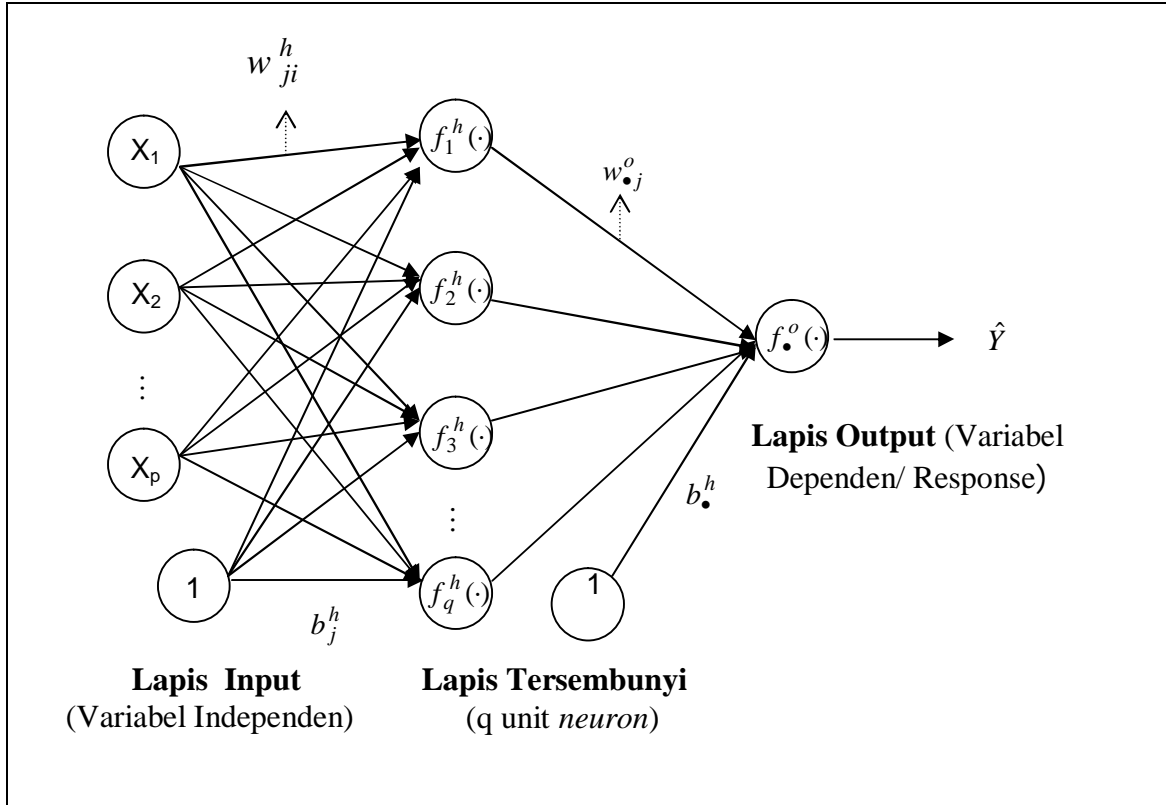
Selanjutnya berdasarkan Teorema Stone-Weierstrass (Hewitt dan Stromberg, 1969), untuk setiap fungsi kontinu real $g(x)$ pada himpunan kompak U bagian dari \mathbf{R}^n dan untuk setiap $\varepsilon > 0$, selalu dapat ditemukan sistem *fuzzy* $f(x)$ yang berbentuk persamaan (4) sedemikian sehingga $\sup_{x \in U} |f(x) - g(x)| < \varepsilon$ (Wang, 1997).

3. Model Neural Network

Neural network (NN) adalah suatu model non linear yang telah diaplikasikan dalam berbagai bidang diantaranya *pattern recognition*, *medical diagnostic*, seleksi produk, dan peramalan. Proses komputasi dalam *neural network* dirancang menyerupai sistem kerja *neuron* pada otak manusia yang sangat kompleks.

Neural network terdiri atas elemen-elemen untuk pemrosesan informasi yang disebut dengan *neuron*, unit, sel atau *node*. Setiap *neuron* dihubungkan dengan *neuron* lainnya dengan suatu *connection link*, yang direpresentasikan dengan *weight*/bobot. Metode untuk menentukan nilai *weight* disebut dengan *training*, *learning*, atau algoritma. Setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi pada net input (jumlah dari input terboboti) untuk menentukan prediksi *output*. Tipe NN dibedakan oleh arsitektur, *training*, dan fungsi aktivasi. *Feedforward neural network* (FFNN) merupakan salah

satu model *neural network* yang banyak dipakai dalam berbagai bidang, khususnya pada peramalan data *time series*. Model ini biasa disebut dengan *multilayer perceptrons* (MLP). Arsitektur model ini terdiri atas satu *lapis input*, satu atau lebih lapis tersembunyi, dan *lapis output*. MLP dengan satu lapis tersembunyi. Gambar 1 adalah suatu contoh dari bentuk khusus FFNN dengan satu lapis tersembunyi yang terdiri dari q unit *neuron* dan lapis output yang hanya terdiri dari satu unit *neuron*.



Gambar 1. Arsitektur FFNN dengan satu lapis tersembunyi, p unit input, q unit di lapis tersembunyi dan satu unit output

Dengan:

b_j^h = bias pada *neuron* ke- j pada lapis tersembunyi, ($j=1,2,\dots,q$)

f_j^h = fungsi aktivasi di *neuron* ke- j pada lapis tersembunyi

$w_{\bullet j}^o$ = bobot dari *neuron* ke- j di lapis tersembunyi yang menuju *neuron* pada lapis output

b_{\bullet}^o = bias pada *neuron* di lapis output.

f_{\bullet}^o = fungsi aktivasi pada *neuron* di lapis output.

Dalam arsitektur ini, nilai-nilai respon atau output $y(x)$ dihitung melalui persamaan:

$$\hat{y}_{(k)} = f_{\bullet}^o \left[\sum_{j=1}^q [w_{\bullet j}^o f_j^h (\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(k)} + b_j^h) + b_{\bullet}^o] \right] \quad (5)$$

dengan :

$x_{i(k)}$ = variabel input sebanyak p , ($i=1,2,\dots,p$)

4. Model *neuro fuzzy*

Model *neuro fuzzy* adalah suatu model *fuzzy* yang dalam penentuan parameter-parameternya dilakukan dengan pembelajaran NN. Algoritma pembelajaran *backpropagation* digunakan untuk menentukan parameter-parameter pada bagian antecedent dari setiap aturan *fuzzy* yang dibangun sedangkan penentuan parameter-parameter pada bagian konsekuen dari setiap aturan *fuzzy* dilakukan dengan perambatan maju.

Ada tiga tipe *fuzzy modeling networks* (FMN) yaitu FMN Tipe I yaitu konsekuen berupa variabel *fuzzy*, Tipe II yaitu konsekuen berupa suatu nilai tunggal, dan Tipe III yaitu konsekuen berupa persamaan linear orde pertama. FMN ini akan mengidentifikasi aturan-aturan *fuzzy* dan fungsi keanggotaan secara otomatis dengan cara memodifikasi bobot-bobot jaringan syaraf melalui algoritma pembelajaran *backpropagation*.

Bentuk aturan *fuzzy* untuk FMN tipe III dengan m input adalah (Lin, 1996):

$R^i = IF\ x_1\ is\ A_{i1}\ AND\ x_2\ is\ A_{i2}, \dots, AND\ x_m\ is\ A_{im}, THEN\ y = f_i(x_1, x_2, \dots, x_m)$
dengan: $i = 1, 2, \dots, n$ dan output jaringannya adalah

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i f_i(x_1, x_2, \dots, x_m)}{\sum_{i=1}^n \mu_i} = \sum_{i=1}^n \hat{\mu}_i f_i(x_1, x_2, \dots, x_m) \quad (6)$$

dengan $f_i(x_1, x_2, \dots, x_m) = a_{i0} + a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{im}x_m$
dan a_{ij} adalah suatu konstanta untuk $j = 1, 2, \dots, m$.

5. Dekomposisi nilai singular

Beberapa definisi dan sifat-sifat yang mendasari tentang dekomposisi nilai singular akan diberikan dalam subbab ini yang merujuk pada Scheick (1997). Jika A adalah matriks berukuran $m \times n$ atas bilangan kompleks, maka ada matriks-matriks unitary U dan V berturut-turut berukuran $m \times m$ dan $n \times n$ sedemikian sehingga

$$A = USV^H \quad (7)$$

dengan S adalah matriks berukuran $m \times n$ yang entri-entrinya 0 kecuali $s_{ii} = \sigma_i$ $i = 1, 2, \dots, r$ dengan $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$, $r \leq \min\{m, n\}$.

Persamaan (7) disebut dekomposisi nilai singular dari matriks A dan bilangan σ_i disebut nilai singular taknol dari A . Misalkan U_i dan V_i berturut-turut adalah kolom-kolom dari U dan V , maka persamaan (7) dapat ditulis menjadi

$$A = \sum_{i=1}^r \sigma_i U_i V_i^H \quad (8)$$

Dekomposisi nilai singular dapat digunakan untuk menyelesaikan sistem persamaan linear $Ax = d$. Jika A matriks invertibel berukuran $n \times n$, maka $r = n$, sehingga penyelesaian $Ax = d$ adalah $x = A^{-1}d = \sum_{i=1}^n \sigma_i^{-1} \langle d, U_i \rangle V_i$ dengan \langle, \rangle adalah *inner*

product standar di \mathbf{R}^n . Jika A matriks singular dan berdimensi sembarang, maka penyelesaian $Ax = d$ adalah

$$x^+ = \sum_{i=1}^r \sigma_i^{-1} \langle d, U_i \rangle V_i. \quad (9)$$

Selanjutnya $\min \{ \|Ax - d\|_2 : x \in F^n \} = \|Ax^+ - d\|_2$.

6. Metode penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian *research and development* yaitu dimulai dari mengkaji dan meneliti model-model yang sudah ada, kemudian mengembangkan prosedur baru dalam pemodelan. Pada tahun pertama ini akan dikembangkan prosedur baru dalam pemodelan *neuro fuzzy* untuk data *time series* yang optimal berdasarkan data training dengan tahap-tahap sebagai berikut:

1. Melakukan pre-processing data yaitu menentukan variabel-variabel input yang signifikan.
2. Menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* pada domain variabel input.
3. Menentukan pusat dan lebar dari himpunan *fuzzy* dengan menggunakan metode *fuzzy clustering* atau dengan *table lookup*.
4. Mengoptimalkan parameter-parameter dari semua konsekuen dalam aturan *fuzzy* berdasarkan data training dengan metode dekomposisi nilai singular.
5. Mengoptimalkan parameter-parameter pada semua anteceden dalam aturan *fuzzy* berdasarkan data training dengan NN *backpropagation*.
6. Membentuk basis aturan *fuzzy* berdasarkan aturan *fuzzy* yang diperoleh dengan metode dekomposisi nilai singular dan NN.
7. Membentuk output model *neuro fuzzy* yang optimal berdasarkan basis aturan *fuzzy* yang dibentuk pada tahap 6, fuzzifier singleton, defuzzifikasi rata-rata pusat dan mesin inferensi pergandaan.

7. Hasil dan Pembahasan

Model *neuro fuzzy* yang dibangun dalam penelitian ini adalah model *neuro fuzzy* Takagi Sugeno Kang (TSK) order satu khususnya model *adaptive network-based fuzzy inference system* (ANFIS). Diberikan N data training dengan n input-satu output dari suatu data *time series*, $(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k; d^k)$ untuk $k = 1, 2, \dots, N$. Misalkan suatu aturan *fuzzy* ke- i untuk model TSK order satu ditulis

$$R^i: x_1 \text{ adalah } A_{i1} \text{ dan } \dots \text{ dan } x_n \text{ adalah } A_{in}, \text{ maka } y_i = b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{in}x_n \quad (10)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, L$ dan L adalah banyaknya aturan *fuzzy*, A_{ij} adalah himpunan *fuzzy* pada input ke- j , aturan ke- i , y_i adalah output aturan *fuzzy* ke- i , b_{ij} adalah parameter real yang akan dicari. Output model *fuzzy* dengan fuzzifier singleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifier rata-rata pusat berbentuk:

$$\begin{aligned} y &= \frac{\sum_{i=1}^L y_i (\mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n))}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^L (b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{in}x_n) (\mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n))}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)} \\ &= \sum_{i=1}^L w_i (b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{in}x_n) \end{aligned} \quad (11)$$

dengan $w_i = \frac{\mu_{i1}(x_1)\mu_{i2}(x_2)\dots\mu_{in}(x_n)}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1)\mu_{i2}(x_2)\dots\mu_{in}(x_n)}$ dan $\mu_{ij}(x_j) = \mu_{A_{ij}}(x_j)$

Selanjutnya akan dibentuk model (11) yang meminimumkan fungsi tujuan J dengan

$$J = \sum_{k=1}^N (d(k) - y(k))^2 \quad (12)$$

dengan $d(k)$ adalah output sebenarnya untuk pasangan data ke- k , dan $y(k)$ adalah output model TSK untuk pasangan data ke- k . Jadi $y(k)$ adalah nilai y pada persamaan (11) untuk data input ke- k ($x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k$).

Persamaan (12) dapat ditulis kembali dalam bentuk: (Yen, dkk., 1998)

$$J = \sum_{k=1}^N (d(k) - y(k))^2 = (d - Xb)^T (d - Xb) \quad (13)$$

dengan $d = \begin{bmatrix} d(1) \\ d(2) \\ \vdots \\ d(N) \end{bmatrix}$ dan

$$X = \begin{bmatrix} w_1(1) & w_1(1)x_1(1) & \dots & w_1(1)x_n(1) & \dots & w_L(1) & w_L(1)x_1(1) & \dots & w_L(1)x_n(1) \\ w_1(2) & w_1(2)x_1(2) & \dots & w_1(2)x_n(2) & \dots & w_L(2) & w_L(2)x_1(2) & \dots & w_L(2)x_n(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_1(N) & w_1(N)x_1(N) & \dots & w_1(N)x_n(N) & \dots & w_L(N) & w_L(N)x_1(N) & \dots & w_L(N)x_n(N) \end{bmatrix}$$

Jadi X adalah matriks ukuran $N \times [(n+1) \times L]$

dan $b = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{11} \\ \vdots \\ b_{1n} \\ \vdots \\ b_{L0} \\ b_{L1} \\ \vdots \\ b_{Ln} \end{bmatrix}$, suatu matriks ukuran $[(n+1) \times L] \times 1$ (14)

Selanjutnya fungsi J pada (13) akan mencapai minimum jika $d - Xb = 0$ sehingga diperoleh

$$Xb = d \quad (15)$$

Kemudian untuk mencari matriks b , maka diterapkan dekomposisi nilai singular dari matriks X , diperoleh

$$X = U \Sigma V^T \quad (16)$$

dengan U dan V adalah matriks ortogonal dan $U = [u_1, \dots, u_N]$ berukuran $N \times N$ $V = [v_1, \dots, v_{(n+1)L}]$ berukuran $[(n+1)L] \times [(n+1)L]$, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_{(n+1)L})$ matriks ukuran $N \times [(n+1)L]$ dengan nilai singular $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_{(n+1)L} \geq 0$.

Selanjutnya dengan menggunakan persamaan (9), maka penyelesaian optimal dari (15) adalah

$$\hat{b} = \sum_{i=1}^r \sigma_i^{-1} \langle d, u_i \rangle v_i = \sum_{i=1}^r \frac{u_i^T d}{\sigma_i} v_i \quad (17)$$

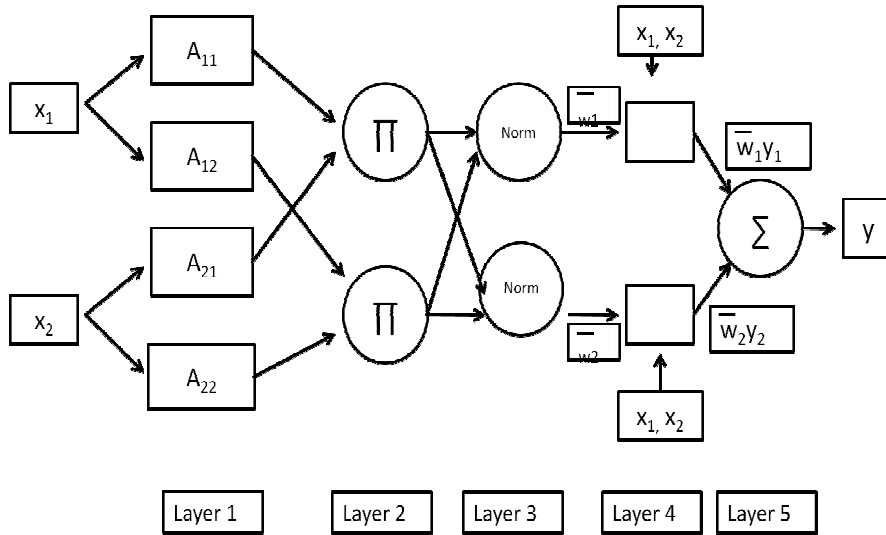
dengan r adalah banyaknya nilai singular tak nol.

Jadi parameter-parameter b_{ij} yang merupakan entri-entri matriks b diestimasi dengan entri-entri matriks \hat{b} .

Untuk menyederhanakan penulisan, suatu arsitektur ANFIS dengan dua input-satu output dan dua aturan *fuzzy* dapat dilihat pada Gambar 2. Misalkan dua aturan *fuzzy* tersebut adalah

R^1 : x_1 adalah A_{11} dan x_2 adalah A_{21} , maka $y_1 = b_{10} + b_{11}x_1 + b_{12}x_2$

R^2 : x_1 adalah A_{12} dan x_2 adalah A_{22} , maka $y_2 = b_{20} + b_{21}x_1 + b_{22}x_2$



Gambar 2. Arsitektur jaringan ANFIS untuk dua input-satu output (Lin, 1996)

Selanjutnya akan ditentukan suatu prosedur pemodelan *neuro fuzzy* TSK order satu untuk data *time series* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

Diberikan N data training dengan n input-satu output dari suatu data *time series*, $(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k; d^k)$ untuk $k = 1, 2, \dots, N$.

Langkah 1. Lakukan pre-processing untuk menentukan variable-variabel input x_1, x_2, \dots, x_n yang signifikan berdasarkan data training dengan menggunakan *backpropagation network* yang meminimumkan SSE data training.

Langkah 2. Tentukan banyaknya himpunan *fuzzy* pada setiap input yang terpilih.

Langkah 3. Tentukan bagian anteceden calon aturan *fuzzy* berdasarkan data training dengan *fuzzy clustering*.

Langkah 4. Tentukan parameter-parameter konsekuen dari setiap aturan *fuzzy* dengan metode dekomposisi nilai singular yaitu tentukan nilai parameter-parameter b_{ij} pada aturan *fuzzy* (10) dengan menggunakan persamaan (16) dan (17).

Langkah 5. Optimalkan parameter-parameter pada himpunan *fuzzy* di setiap antecedent dengan menggunakan *backpropagation network* berdasarkan gradient descent.

Langkah 6. Tentukan output model *neuro fuzzy* $y = \frac{\sum_{i=1}^L y_i (\mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n))}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)}$

dengan nilai-nilai parameternya diperoleh dari langkah 4 dan 5.

8. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan pembahasan pada bab sebelumnya, telah dibentuk prosedur pemodelan *neuro fuzzy* TSK order satu untuk data *time series*. Langkah-langkah tersebut dilakukan dengan pre-processing untuk menentukan variable-variabel input, *fuzzy clustering* digunakan untuk menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* dan banyaknya aturan (banyaknya antecedent), selanjutnya parameter-parameter pada konsekuen dicari dengan menggunakan metode dekomposisi nilai singular, kemudian parameter-parameter dari himpunan *fuzzy* yaitu pusat dan lebar himpunan *fuzzy* dioptimalkan dengan menggunakan NN dengan metode gradient descent. Kemudian dengan menggunakan fungsi keanggotaan Gauss, output model *neuro fuzzy* ditentukan dengan

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}^l \left(\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right)}{\sum_{l=1}^M \left(\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right)}$$

Hasil pencarian parameter-parameter pada konsekuen dengan menggunakan metode dekomposisi nilai singular mencapai nilai optimal berdasarkan persamaan (9) untuk data training dari data *time series*.

Pada penelitian ini, optimalisasi parameter-parameter dilakukan secara bertahap yaitu pertama dilakukan optimalisasi parameter pada bagian konsekuen dan selanjutnya dilakukan optimalisasi parameter pada bagian antecedent. Output model dimungkinkan akan lebih optimal jika optimalisasi parameter-parameternya dilakukan secara bersama-sama berdasarkan data training untuk data *time series*. Oleh karena itu perlu dilakukan penelitian untuk optimalisasi parameter secara serempak.

DAFTAR PUSTAKA

Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S.,2008a, Constructing complete fuzzy rules of fuzzy model using singular value decomposition. *Proceeding of International Conference on Mathematics, Statistics and Applications (ICMSA)*. Banda Aceh: Syiah Kuala University, Indonesia

- Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2008b, Designing fuzzy time series model and its application to forecasting inflation rate. *7th World Congress in Probability and Statistics*. Singapore: National University of Singapore
- Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2008c, A new method for generating fuzzy rule from training data and its application in financial problems. *The 3rd International Conference on Mathematics and Statistics (ICoMS-3)*. Bogor: Institut Pertanian Bogor, Indonesia
- Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2008d, Kontruksi model fuzzy time series dan aplikasinya pada peramalan tingkat inflasi di Indonesia. *Laporan penelitian Hibah Bersaing, Universitas Negeri Yogyakarta*.
- Abadi, A.M, Subanar, Widodo dan Saleh, S., 2009b, Peramalan tingkat suku bunga sertifikat Bank Indonesia berdasarkan data *fuzzy* time series multivariat. Seminar Nasional Matematika, FMIPA Universitas Jember.
- Giovanis, E., 2010, Application of Adaptive Neuro Fuzzy Inference System in the Prediction of Economic Crisis Periods in USA, *International Journal of Human and Social Science*, Vol. 5, No. 14, 899-904.
- Hewitt, E. and Stromberg, K., 1969, *Real and Abstract Analysis*, Springer-Verlag, New York.
- Kustono, Supriyadi & Sukisno. (2006). Peramalan suku bunga sertifikat Bank Indonesia dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan. *Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta*.
- Lin, C.T and Lee, C.S.G, 1996, *Neural Fuzzy Systems: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Upper Saddle River: Prentice-Hall, Inc.
- Marwan, N. and Alakhras, Y., 2005, Neural Network-based Fuzzy Inference System for exchange rate Prediction, *Journal of Computer Science (Special Issue)*, 112-120.
- Obi, J.C. and Imianvan, A.A., 2011, Interactive Neuro Fuzzy Expert System for Diagnosis of Leukimia, *Global Journal of Computer Science and Technology*, Vo. 11, 42-50.
- Odeh, O.O., Featherstone, A.M., Das, S., 2010, Predicting Credit Default: Comparative Results from an Artificial Neural Network, Logistic Regression and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, *International Research Journal of Finance and Economics*, Issue 42, 7-18.
- Oke, S.A., Johnson, A.O., Salau, T.A.O., Adeyefa, A.O., 2007, Application of Neuro Fuzzy in the Development of Road Bump Designs, *The Pacific Journal of Science and Technology*, vol 8, No. 1, 73-79.
- Perakakis, P., Taylor, M., Buella-Casal, G., Checa, P., 2005, A Neuro Fuzzy System to Calculate a Journal Internationality Index, *Proceeding of the 1st Congreso Nacional de Informatica, Symposium on Fuzzy Logic and Soft Computing*, vol. 1, 157-163.
- Samhour, M., Al-Ghandoor, A., Alhaj Ali, S., Hinti, I., Massad, W., 2009, An Intelligent Machine Condition Monitoring System Using Time-Based Analysis: Neuro Fuzzy versus Neural Network, *Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering*, Vol. 3, No. 4, 294-305.

- Scheick, J.T., 1997, *Linear Algebra with Applications*, McGraw-Hill, Singapore.
- Trifan A.L., 2011, Financial Time series Forecasting Using Neuro Fuzzy Aproach for the Bucharest Stock Exchange, *Annal of DAAAM and Proceeding of the 22nd International DAAAM Symposium*, Vo. 22, No.1.
- Ubeyli, E.D., 2010, Automatic Diagnosis of Diabetes Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems, *Expert System, The Journal of Knowledge Engeering*, vol. 27, No. 4, 259-267.
- Wang L.X., 1997, *A Course in Fuzzy Systems and Control*, Prentice-Hall, Inc., New Jersey.
- Yen, J., Wang, L., and Gillespie, W., 1998, Improving the Interpretability of TSK Fuzzy Models by Combining Global Learning and Local Learning, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 6(4): 530-537.
- Yildiz, B., Akkoc, S., 2010, Bankruptcy Prediction Using Neuro Fuzzy: An Application in Turkish Banks, *International Research Journal of Finance and Economics*, Issue 60, 114-126.

B. SINOPSIS PENELITIAN LANJUTAN (TAHUN KEDUA)

SINOPSIS PENELITIAN LANJUTAN (TAHUN KEDUA)

1. **Judul Usulan:** Optimalisasi Model *Neuro Fuzzy* untuk Data *Time Series* dengan Metode Dekomposisi Nilai Singular

2. Masalah Penelitian:

Tingkat inflasi dan Bank Indonesia *rate* merupakan indikator kestabilan perekonomian di Indonesia. Untuk mencapai target inflasi yang diinginkan pemerintah, maka perlu dilakukan pengendalian faktor-faktor yang dapat mempengaruhi inflasi diantaranya adalah Bank Indonesia *rate* dan nilai tukar rupiah. Pengendalian inflasi dan penentuan Bank Indonesia *rate* harus dilakukan secara tepat. Hal ini dapat dilakukan jika dapat diperoleh suatu model perkiraan tingkat inflasi dan Bank Indonesia *rate*.

Beberapa cara pemodelan tingkat inflasi dan Bank Indonesia *rate* antara lain dengan menggunakan ARIMA, ECM, VAR (*Vector Autoregressive*), ARCH (*autoregressive conditional heteroskedastic*), *generalized* ARCH (GARCH) dan VARMA (*Vector Autoregressive Moving Average*). Model-model ini memerlukan asumsi yang cukup ketat, seperti stasioneritas dan normalitas dan didasarkan pada data empirik.

Pada pemodelan *fuzzy* asumsi-asumsi tersebut tidak diperlukan. Kelebihan dari pemodelan *fuzzy* adalah mampu memodelkan data-data yang didasarkan pada gabungan dari data empirik dan pengetahuan ahli dalam bentuk logika *fuzzy*. Proses transparansi dalam pemodelan ini dapat dilihat dari logika-logika *fuzzy* yang digunakan dalam pemodelan. Dewasa ini telah berkembang suatu pendekatan yang lebih fleksibel untuk memodelkan hubungan linear maupun nonlinear yang dikenal dengan model *neural network* (NN). Model NN merupakan alternatif yang banyak menarik perhatian, karena beberapa alasan seperti NN tidak memerlukan asumsi-asumsi pada data yang seringkali sulit dipenuhi. Kelemahan model NN adalah prosesnya tidak transparan dalam suatu *black box*.

Untuk mengatasi kelemahan model-model konvensional dan model NN, telah dikembangkan suatu pemodelan *neuro fuzzy* yaitu gabungan antara pemodelan *fuzzy* dan NN. Model *neuro fuzzy* telah diterapkan di banyak bidang seperti pada model kebangkrutan bank di Turki oleh Yildiz dan Akkoc (2010), prediksi nilai kredit oleh

Odeh et al (2010), prediksi nilai tukar oleh Marwan dan Alakhras (2005), prediksi Bucharest *stock exchange* oleh Trifan (2011) dan prediksi krisis ekonomi di USA oleh Giovanis (2010). Penggunaan *neuro fuzzy* di bidang teknik antara lain untuk sistem monitoring (Samhouri et al, 2009), untuk desain bumper jalan (Oke et al, 2007). Di bidang kesehatan, *neuro fuzzy* digunakan untuk diagnosis leukemia oleh Obi dan Imianvan (2011), untuk diagnosis diabetes oleh Ubeyli (2010). Selanjutnya Rahman et al menggunakan model *neuro fuzzy* untuk deteksi kesalahan pada masalah keselamatan lingkungan. Kemudian Perakakis et al (2005) mengaplikasikan model *neuro fuzzy* untuk menghitung indeks internasionalitas jurnal.

Inti pada pemodelan *neuro fuzzy* adalah bagaimana membentuk aturan *fuzzy* yaitu penentuan aturan *fuzzy* IF-THEN yang menghasilkan model yang akurat. Pada pembentukan aturan *fuzzy* IF-THEN, parameter-parameter pada bagian antecedent dan konsekuen harus ditentukan sedemikian sehingga mendapatkan model yang akurat. Pada pemodelan *neuro fuzzy* yang telah dilakukan oleh para peneliti, penentuan parameter-parameter pada antecedent dilakukan dengan NN yaitu dengan pembelajaran mundur (backpropagation), penentuan parameter-parameter konsekuen dengan menggunakan metode Kalman filter atau Recursively Least Square Estimator (RLSE) dan Ortogonal Least Square (OLS). Banyaknya aturan *fuzzy* ditentukan terlebih dahulu oleh peneliti yaitu berdasarkan pendapat ahli atau *clustering* data. Penentuan parameter konsekuen dengan metode tersebut didasarkan pada meminimalkan kesalahan dari setiap data training sedemikian sehingga model mencapai optimal lokal. Pembentukan aturan *fuzzy* dengan *clustering* mempunyai kelemahan yaitu banyaknya cluster ditentukan oleh peneliti dan semakin sedikit cluster semakin besar kesalahan untuk prediksi. Di lain pihak semakin banyak cluster, semakin kompleks modelnya.

Metode dekomposisi nilai singular dapat digunakan untuk menyelesaikan sistem persamaan linear yang didasarkan pada nilai-nilai singular matriks tersebut. Pada penelitian Hibah Fundamental tahun I telah dikembangkan prosedur untuk mendapatkan model *fuzzy* Takagi-Sugeno-Kang yang optimal untuk data *time series* dengan metode dekomposisi nilai singular. Kemudian telah dibentuk suatu **prosedur baru** pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal yaitu model *fuzzy* yang pengoptimalan parameter-parameternya didasarkan pada *neural network* dengan metode dekomposisi nilai singular. Pada tahun II akan dikembangkan **prosedur pemrograman** model *neuro fuzzy*

yang optimal untuk data *time series*, melakukan simulasi program untuk menentukan validasi program dan mengembangkannya dalam model-model peramalan.

3. Tujuan khusus

Tujuan khusus **penelitian tahun kedua** ini adalah:

1. Mengembangkan **prosedur pemrograman** model *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series* dengan Matlab.
2. Melakukan simulasi program untuk menentukan validasi program.
3. Mengembangkan pemrograman model *neuro fuzzy* tersebut dalam model-model peramalan di bidang ekonomi.

4. Temuan yang ditargetkan:

1. Mendapatkan **prosedur pemrograman** model *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series* dengan Matlab.
2. Diperoleh hasil simulasi program model *neuro fuzzy*.
3. Diperoleh prosedur pemrograman model *neuro fuzzy* tersebut dalam model-model peramalan di bidang ekonomi.

5. Jurnal Ilmiah yang menjadi sasaran:

1. **Jurnal Internasional:** *Journal of Mathematics and System Sciences*, untuk bulan Desember 2013, David Publishing Company, USA, ISSN 2159-5291 (Print); ISSN 2159-5305 (Online).
2. **Jurnal Nasional:** *Journal of The Indonesian Mathematical Society*, Vol 1 tahun 2013, ISSN: 2086-8952, terakreditasi Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi (DIKTI) SK NO.:51/DIKTI/Kep/2010.

6. Kontribusi mendasar pada bidang ilmu:

Dalam penelitian tahun pertama telah dilakukan **pendekatan baru** yang lebih fleksibel untuk memodelkan data *time series* yang tidak memerlukan asumsi-asumsi yang ketat yaitu dengan mengoptimalkan model *neuro fuzzy* dengan metode dekomposisi nilai singular. Hasil penelitian tahun II ini dapat memberikan **kontribusi nyata** dalam pemrograman model *neuro fuzzy* dengan Matlab serta hasil

pemrograman tersebut dapat diterapkan dalam model-model peramalan di bidang ekonomi.

7. Metode Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian *research and development* yaitu dimulai dari mengkaji dan meneliti model-model yang sudah ada, kemudian mengembangkan prosedur baru dalam pemodelan. Pada tahun kedua ini akan dikembangkan prosedur pemrograman model *neuro fuzzy* untuk data time series yang optimal berdasarkan data training dengan tahap-tahap sebagai berikut:

1. Menentukan algoritma pemodelan neuro fuzzy berdasarkan prosedur yang diperoleh pada tahun I.
2. Membentuk program pemodelan neuro fuzzy dengan Matlab.
3. Melakukan simulasi untuk validasi program.
4. Mengembangkan program yang telah dibentuk untuk model-model peramalan di bidang ekonomi.

8. Anggaran Penelitian Tahun Kedua

No	Komponen Pembiayaan	Rincian Anggaran Tahun II	Prosentase (%)
1.	Gaji dan Upah	12.000.000,00	30
2.	Bahan habis pakai	7.050.000,00	17,63
3.	Biaya Perjalanan: Seminar ilmiah Seminar pemantauan	12.750.000,00	31,87
4.	Biaya lain-lain		
	4.1 Pertemuan/Lokakarya/ Seminar nasional dan Internasional	2.500.000,00	
	4.2 Seminar Proposal/ hasil/ Laporan/ publikasi:	5.700.000,00	
	Total biaya lain-lain	8.200.000,00	20,50
	Jumlah	40.000.000,00	100

9. Jadwal Kegiatan Penelitian Tahun Kedua

No	Jenis Kegiatan	Bulan ke-									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1.	Seminar Proposal dan Persiapan penelitian										
2.	Pembuatan algoritma pemrograman model <i>neuro fuzzy</i>										
3.	Validasi dan analisis model										
4.	Penulisan draft laporan										
5.	Seminar hasil penelitian dan penulisan laporan akhir										